



BIZNESA, VADĪBAS UN EKONOMIKAS FAKULTĀTE

KRISTĪNE PETROVSKA

**BANKU NOZARES SISTĒMISKĀ RISKA NOVĒRTĒŠANA
BALTIJAS VALSTĪS**

PROMOCIJAS DARBS

Zinātnes doktora (Ph.D.) ekonomikā un uzņēmējdarbībā grāda iegūšanai

Darba zinātniskā vadītāja:

Dr. oec. prof. Ramona Rupeika-Apoga

Rīga, 2021

SATURS

SATURS.....	2
Saīsinājumu un nosacīto apzīmējumu saraksts.....	3
Attēlu saraksts	4
Tabulu saraksts	6
Promocijas darba anotācija.....	7
IEVADS	8
1. Sistēmiskā riska banku nozarē teorētiskās nostādnes.....	15
1.1. Sistēmiskā riska būtība un interpretācijas.....	15
1.2. Sistēmisko risku veicinošo faktoru analīze.....	24
1.3. Sistēmiskais risks kā finanšu krīzes komponente	41
1.4. Regulatīvā ietvara sistēmiskā riska novērtēšanai eirozonā izvērtējums	45
2. Sistēmiskā riska novērtēšanas modeļu metodoloģiskie aspekti	51
2.1. Uz tirgus datiem balstītu sistēmiskā riska modeļu metodoloģiskā analīze.....	52
2.2. Uz grāmatvedības datiem balstītu sistēmiskā riska modeļu metodoloģiskā analīze	63
2.3. Tīkla modeļu metodoloģiskā analīze	67
2.4. Kombinēto modeļu metodoloģiskā analīze.....	72
2.5. Baltijas banku nozares sistēmiskā riska novērtēšanas modeļa izvēles pamatojums.....	75
3. Sistēmiskā riska aspekta – savstarpējās netiešās saiknes – novērtēšanas modelis Baltijas valstu banku sistēmām	78
3.1. Baltijas valstu banku sistēmu attīstība	78
3.2. Sistēmiskā riska novērtēšanas modeļa Baltijas valstu banku sistēmās metodoloģiskie aspekti	81
3.3. Baltijas banku sistēmu netiešo savstarpējo saikņu modeļa rezultāti.....	90
3.4. Rezultātu novērtējums	103
Secinājumi un priekšlikumi	113
Pateicības.....	117
Izmantotās literatūras un avotu saraksts	118
Pielikumu saraksts	134

SAĪSINĀJUMU UN NOSACĪTO APZĪMĒJUMU SARAKSTS

BCBS – *Basel Committee on Banking Supervision* – Bāzeles komiteja banku pārraudzībai

BIS – *Bank for International Settlements* – Starptautiskā norēķinu banka

CDS – *credit default swaps* – kredītriska mijmaiņas darījums

CRD IV – Kapitāla prasību direktīva IV (2013/36/EU)

CRR – Kapitāla prasību regula (575/2013/EU)

C-SNI – cita sistēmiski nozīmīga iestāde

EBA – *European Banking Authority* – Eiropas Banku iestāde

ECB – Eiropas Centrālā Banka

ECB SSM – *European Central Bank Single Supervisory Mechanism* – ECB Vienotais

Noregulējuma Mehānisms

EK – Eiropas Komisija

ESRB – *European Systemic Risk Board* – ESRB – Eiropas Sistēmisko risku kolēģija

FKTK – Finanšu un kapitāla tirgus komisija

KPSS – *Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin* stacionaritātes tests

MFI – monetārās un finanšu iestādes

NILLTPFN - noziedzīgi iegūtu līdzekļu legalizācijas un terorisma un proliferācijas finansēšanas novēršana

NYU V-Lab – *The New York University's (NYU) Volatility Lab* – Ņujorkas Universitātes

Svārstīguma laboratorija

PCA – *Principal components analysis* – galveno komponentu analīze

Regulators – (nacionālā) par banku regulējumu un uzraudzību atbildīgā iestāde

SVF – Starptautiskais Valūtas fonds

UK – Apvienotā Karaliste

ATTĒLU SARAKSTS

Attēla Nr.	Attēla nosaukums	Lpp.
1.1.	Ziemeļvalstu, Austrumeiropas un Dienvideiropas valstu biržā kotēto banku tirgus daļa, %, 2018.g. 3.ceturksnī	21
1.2.	Ziemeļvalstu, Austrumeiropas un Dienvideiropas valstu banku saistības pret nerezidentiem, % no banku aktīviem un % no prasībām pret rezidentiem 2018. gada 3.ceturksnī	23
1.3.	Banku savstarpējās sasaistes shēma	26
2.1.	RAMSI modeļa shematisks attēlojums	71
2.2.	RAMSI modeļa dinamika	72
3.1.	Baltijas valstu banku aktīvu atdeve gadā, % no kredītiestāžu aktīviem, 2009. – 2019. gadā	79
3.2.	Baltijas valstu banku rezidentiem izsniegto kredītu īpatsvars, % no kopējā banku kredītportfeļa, 2009. – 2019. gadā	80
3.3.	Baltijas valstu banku prasības pret privātā sektora rezidentiem, % no IKP, 2009. – 2019. gadā	81
3.4.	Latvijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2010. – 2014. gadā	93
3.5.	Latvijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. – 2018. gadā	94
3.6.	Igaunijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2010. – 2014. gadā	97
3.7.	Igaunijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. – 2018. gadā	98
3.8.	Lietuvas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2010. – 2014. gadā	99
3.9.	Lietuvas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. – 2018. gadā	100
3.10.	Lietuvas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. – 2018. gadā pievienojot naudas atlikumu un noguldījumus centrālajās bankās	101
3.11.	Baltijas valstu banku grupu savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. – 2018. gadā	103

3.12.	Latvijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2006. – 2010. gadā	105
3.13	Somijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. – 2018. gadā	107
3.14.	Latvijas banku nozares savstarpējās līdzatkarības apmērs 2005. – 2016. gadā	109

TABULU SARAKSTS

Tab. Nr.	Tabulas nosaukums	lpp.
1.1.	Sistēmiskā riska aspekti pēc globāli pieņemta standarta	18
1.2.	Latvijas C-SNI saskaņā ar FKTK padomes lēmumiem	24
1.3.	Sistēmisko risku veicinošie faktori zinātniskajā literatūrā	40
3.1.	Pētījuma izlasē iekļautās Baltijas banku nozaru bankas	83
3.2.	Pētījumā izmantotie banku darbības rādītāji netiešo saikņu tīklu veidošanai	85
3.3.	Pētījuma nestacionārās laika rindas Baltijas banku nozarēs 2010. – 2018. gads	90
3.4.	Modeļa veikspēja identificēt netiešās saiknes Baltijas banku nozarēs 2010. – 2018. gads	91
3.5.	Pētījumā izstrādātā modeļa rezultāti Latvijas banku sistēmā	92
3.6.	Pētījumā identificētās Latvijas banku lomas savstarpējās netiešās saiknes iniciēšanā 2010. – 2018. gads	95
3.7.	Lietuvas banku biznesa nišu analīzes rezultāti 2017.g.	102
3.8.	Izmantotie banku darbības rādītāji netiešo saikņu tīklu veidošanai Somijas banku nozarē	106
3.9.	Latvijas banku sistēmas HeatMaps laika periodā 2007. – 2016. gads	110

PROMOCIJAS DARBA ANOTĀCIJA

Promocijas darba pirmajā daļā tiek izpētīta sistēmiskā riska būtība un interpretācijas, tiek veikta sistēmiskā riska veicinošo faktoru identificēšana un analīze. Tiek arī noteikta sistēmiskā riska loma finanšu krīzes veicināšanā, kā arī analizēti sistēmiskā riska pārvaldīšanas regulatīvā ietvara ieguvumi un trūkumi.

Promocijas darba otrajā daļā tiek pētīti dažādi sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi un to trūkumi, un tiek veikts Baltijas banku nozares sistēmiskā riska aspekta – netiešās savstarpējās saiknes – novērtēšanas modeļa izstrādes pamatojums.

Promocijas darba trešajā daļā tiek izpētīta Baltijas valstu banku sistēmu attīstība un specifika, tiek noteikti modeļa metodoloģiskie aspekti un sniegti modeļa rezultāti, kā arī veikts kritisks modeļa rezultātu novērtējums, izmantojot alternatīvas sistēmiskā riska analīzes metodes. No modeļa rezultātiem tiek secināts, ka Latvijas banku nozarē starp bankām pastāv visciešākā sasaiste.

Atslēgvārdi: sistēmiskais risks, netiešās savstarpējās saiknes, banku sistēma.

IEVADS

Sistēmiskā riska nepilnvērtīga pārvaldīšana bija viens no galvenajiem 2008. gada globālās finanšu krīzes cēloņiem. 2013. gadā veikts pētījums liecina, ka banku krīzes ir ļoti dārgas ne tikai pašai finanšu sistēmai, bet arī makroekonomikai kopumā – vidēji banku krīzes rada zaudējumus 23% no IKP; kamēr Latvijā zaudējumi no globālās finanšu krīzes 2011. gadā sasniedza pat 100% no potenciālā IKP (Peydro, Laeven un Freixas, 2015, 29., 117. lpp.). Šī krīze piespieda Regulatorus un politikas veidotājus īstenot bezprecedenta mērus, kā kapitāla iegādes programma. Vienlaikus ir būtiski atšķirt parastas banku krīzes no sistēmiskām krīzēm, kas rada spēcīgus šokus pārējā ekonomikā.

Spēja atklāt un novērtēt banku savstarpējo saikni ir nozīmīgākais jautājums sistēmiskā riska izpētē. Prasme korekti novērtēt sistēmisko risku ir būtiska ne tikai Regulatoram un valsts budžeta veidotājiem, bet arī noguldītājiem un investoriem, lai laicīgi izvēlētos sev piemērotāko investīciju stratēģiju – izvēlēties, vai tieši otrādi – neizvēlēties investēt konkrētajā bankā, atkarībā no tās sistēmiskās nozīmes. Turklāt vēsturiski, t. i., līdz Vienotā Mehānisma ieviešanai, Eiropā bija pieņemts bankas glābt tieši no nodokļu maksātāju līdzekļiem (valsts budžeta), nevis ļaut tām bankrotēt vai veikt bankas sanāciju. Šāda prakse daļēji skaidrojama ar banku lobistu spējām ietekmēt lokālos lēmumu pieņēmējus.

Pieaugot globalizācijai, brīvai kapitāla plūsmai un vienojošai pan-eiropiskai likumdošanai, banku nozare centrālajā un Austrumeiropā ir piedzīvojusi straujas pārmaiņas, sevišķi banku savstarpējo saikņu attīstībā. Vienlaikus, bankas Baltijas valstīs, kas ir publiskas akciju sabiedrības, ir samērā maz – 0% Latvijā, 7% Igaunijā un 8% Lietuvā no kopējiem banku aktīviem (pēc promocijas darba autores aprēķiniem, balstoties uz vietējās biržas datubāzi par bankām – publiskām akciju sabiedrībām, banku finanšu atskaitēm un ECB nacionālo kontu statistikas datiem par banku bilancēm (aktīvi un kapitāls un rezerves; dati uz 2018. gada trešo ceturksni). Tādējādi, inovatīvie sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi nav pielietojami, jo pamatā balstās uz banku akciju vai citu parāda instrumentu tirgus cenu svārstībām, pieņemot, ka pastāv efektīva tirgus nosacījumi.

Lai arī sistēmiskā riska novērtēšana banku nozarē kā risināma problemātika ir parādījusies visai nesen, teorētiskā un empīriskā izpratne par sistēmisko risku ir augusi eksponenciāli (*Google Scholar* pētniecisko avotu datubāzē meklējot atslēgvārdus “systemic+risk+banking” rezultātu skaits pārsniedz 399'000). To pierāda arī regulatīvās vides pilnveide, kas aizsākās 2010. gadā, turpinājās 2013. gadā, pieņemot CRD IV, un 2019. gadā, pieņemot CRD V.

Vienlaikus maza uzmanība ir tikusi vērsta uz tādām banku nozarēm, kur bankas ir slēgtas akciju sabiedrības. Šādi banku tirgi pārsvarā ir mazās un atvērtās ekonomikās kā Baltijas valstīs. Par mazu, atvērtu ekonomiku tiek uzskatīta tāda valsts ekonomika, kuras rīcība un politika nespēj

ietekmēt procesus pasaules tirgū (preču/pakalpojumu cenas vai ienākumu līmeni). Šāda valsts nepiedalās cenu noteikšanā un ir *cenas ievērotājs* (Deardorff, 2016).

Sistēmiskā riska novērtēšana šādās ekonomikās ir īpaši sarežģīta, jo trūkst pieejamo datu. Tādējādi ir secināms, ka sistēmiskā riska novērtēšana banku nozarēs, kur bankas ir slēgtas akciju sabiedrības, ir ne vien aktuāls problēmjaudājums, bet arī prasa pētnieku pastiprinātu uzmanību, lai spētu samazināt nākotnes zaudējumus no sistēmiskām krīzēm. Līdz šim pētnieki Baltijas valstīs nav pieskarušies sistēmiskā riska pētniecībai, vien norādot, ka modeļa izstrādei trūkst datu (Gudelytė un Navickienė, 2013).

Pētījuma **objekts** – Baltijas valstu bankas.

Pētījuma **priekšmets** – sistēmiskā riska līmenis Baltijas valstu banku nozarēs, kas tiek izteikts caur banku savstarpējo netiešo saikni un atkarību.

Pētījuma **mērķis** – balstoties uz jaunākajām zinātniskajām atziņām par sistēmisko risku banku nozarē, novērtēt sistēmisko risku banku nozarēm Baltijas valstīs, izstrādājot sistēmiskā riska aspekta – netiešās savstarpējās saiknes – novērtēšanas modeli.

Lai sasniegtu izvirzīto mērķi, tika izvirzīti šādi pētījuma **uzdevumi**:

1. Pētīt sistēmiskā riska būtību, aspektus un pētniecības problemātiku mazās, atvērtās ekonomikās.
2. Raksturot faktorus, kas ietekmē sistēmisko risku.
3. Analizēt sistēmiskā riska ietekmi uz makroekonomisko stabilitāti.
4. Raksturot pašreizējo regulatīvo ietvaru sistēmiskā riska pārvaldībai.
5. Izvērtēt jaunākos sistēmiskā riska novērtēšanas modeļus un to trūkumus.
6. Izstrādāt modeli sistēmiskā riska banku netiešās savstarpējās saiknes aspekta novērtēšanai Baltijas valstu banku nozarēs.
7. Aprobēt izveidoto modeli Baltijas valstu banku nozarēs.
8. Izvērtēt iegūtos rezultātus un izveidoto modeli.
9. Izteikt secinājumus un priekšlikumus sistēmiskā riska novērtēšanas pilnveidei mazās, atvērtās ekonomikās, kur bankas ir slēgtas akciju sabiedrības.

Pētījuma **hipotēze**: Baltijas banku nozaru sistēmiskā riska aspekta – savstarpējās netiešās saiknes – novērtēšanai ir izmantojams uz banku darbības rādītāju savstarpējām cēloņsakarībām balstīts modelis.

Promocijas darba pētījuma rezultātā, darba autore aizstāv šādas **tēzes**:

1. Savstarpējo netiešo saikņu identificēšanas modelis, kas testēts uz banku darbības rādītājiem, ir piemērots modelis banku savstarpējās netiešās saiknes novērtēšanā banku nozarēs, kur bankas ir slēgtas akciju sabiedrības, un banku biznesa stratēģijās ir vērojama pārklāšanās;

2. Lai novērtētu sistēmiskā riska banku netiešo savstarpējo saikni, analizē ir jāiekļauj bankas, kas sniedz banku pakalpojumus attiecīgajā tirgū nevis bankas, kas ir licencētas konkrētajā tirgū;
3. Latvijas banku nozarē starp bankām pastāv visciešākā sasaiste, salīdzinot ar pārējām Baltijas valstu banku nozarēm.

Promocijas darba izstrādē izmantotas šādas **pētījumu metodes**:

1. Monogrāfiskā metode ir tikusi pielietota, jo ļauj pētīt, analizēt un vērtēt sistēmiskā riska novērtēšanas problemātiku.
2. Sistēmiskā riska novērtēšanas modeļu analīze izmantota, lai izvērtētu esošo modeļu trūkumus un iespējas to modificēšanai, lai modeļus būtu iespējams izmantot tādās banku sistēmās, kur bankas ir slēgtas akciju sabiedrības.
3. Dokumentu satura analīze (no angļu valodas – “*content analysis*”) izmantota, lai iegūtu kvantitatīvos datus no banku ceturkšņu publiskajiem pārskatiem.
4. Ekonomiskās analīzes metodes, tai skaitā finanšu koeficientu analīze, izmantotas, lai izvēlētos un iegūtu banku darbības rādītājus, kas kalpo par izejas datiem modelēšanā.
5. Matemātiski ekonometriskās analīzes metodes izmantotas, lai veiktu Grendžera cēloņsakarības analīzi un tīklu modelēšanu.
6. Grafiskā analīze izmantota, lai atspoguļotu banku tīkla rezultātus.
7. Statistiskās analīzes metodes, tai skaitā faktoru analīze, izmantotas, lai iegūtu alternatīvus rezultātus sistēmiskā riska novērtēšanai.

Autore ir noteikusi šādu pētījuma temata **ierobežojumu**: ievērojot, ka sistēmiskajam riskam pastāv vairāki aspekti, bet vismazāk pētītais un problemātiskāk identificējamais ir tieši banku savstarpējās saiknes aspekts, tad darba autore pievērsās tieši sistēmiskā riska aspekta – banku netiešās savstarpējās saiknes identificēšanai.

Pētījuma **periods**. Pētījums izstrādāts no 2016. gada rudens līdz 2021. gada pavasarim. Sistēmiskā riska problemātika pētīta no 1980. gadiem līdz mūsdienām. Baltijas banku sistēmas sistēmiskais risks pētīts 2010.-2018. gadā. Šāds periods izvēlēts, lai ietvertu pilnu finanšu ciklu, kā arī novērtētu sistēmiskā riska netiešo savstarpējo saikņu attīstību dažādos laika periodos.

Promocijas darba **zinātniskā novitāte**:

1. Pirmo reizi Baltijas valstu banku nozarēm izstrādāts banku savstarpējo netiešo saikņu identificēšanas modelis, kas ir izmantojams arī citās tādās banku sistēmās, kur dominē slēgtas akciju sabiedrības.
2. Izmantojot izstrādāto modeli, ir iespējams identificēt banku savstarpējās netiešās saiknes ilgākā periodā un pierādīt puļa efekta pastāvēšanu.

3. Piedāvāta banku darbības rādītāju kopa (aktīvu atdeve, kapitāla multiplikators, īstermiņa likviditātes rādītājs, kapitāla pietiekamības rādītājs, kredīti klientiem atlikums), kas nodrošina sistemātisku pieeju banku savstarpējo netiešo saikņu identificēšanai.
4. Papildināts empīriskās analīzes ietvars sistēmiskā riska novērtēšanai mazās un atvērtās ekonomikās, kur bankas ir slēgtas akciju sabiedrības, kā Baltijas valstis, piedāvājot banku darbības rādītāju kopu un novērtēšanas modeli sistēmiskā riska aspekta – banku netiešās savstarpējās saiknes noteikšanai.

Promocijas darba **praktiskā novitāte**:

1. Pirmo reizi Baltijas valstīm noteikta visaptveroša banku savstarpējo netiešo saikņu tīkla karte, izmantojot uzvedības ekonomikas, aģentu teorijas, spēļu teorijas un banku teorijas elementus.
2. Tiek identificētas sistēmiski nozīmīgas bankas Baltijas banku sistēmās, pamatojoties uz banku savstarpējās netiešās saiknes teoriju.
3. Izstrādātais modelis ļauj pieņemt uz analīzi balstītus lēmumus par banku vietu banku sistēmā gan nacionālajam Regulatoram, gan tirgus dalībniekiem, tai skaitā institucionālajiem investoriem.
4. Samazināts nākotnes negatīvo seku apjoms no sistēmiskas krīzes, jo laicīgi ir identificētas banku netiešās savstarpējās saiknes un ir iespējams noteikt, kuras no tām ir jāpārtrauc, un izstrādāt savstarpējo netiešo saikņu samazināšanas plānu.
5. Izstrādātais pētījums sistēmiskā riska novērtēšanā banku sistēmās tika iekļauts studiju kursā “Finanšu inženierija”.

Pētījumā izmantoti šādi **avoti**:

1. BIS un SVF metodoloģiskie ieteikumi, ES direktīvas un regulas, Latvijas Republikas likumi, FKTK noteikumi;
2. Latvijas Bankas un FKTK pārskati;
3. Centrālās un Austrumeiropas biržu pārskati, ECB nacionālo kontu datubāzes, SVF Finanšu stabilitātes rādītāju datubāzes;
4. Baltijas un Skandināvijas banku ceturkšņu un gadu publiskie pārskati;
5. Vispārējā un speciālā ekonomiskā literatūra; ārvalstu zinātniskie pētījumi, kas saistīti ar sistēmiskā riska novērtēšanas problemātiku;
6. Autores veiktie pētījumi un publikācijas.

Promocijas darba struktūru veido izvirzītie uzdevumi. Promocijas darbs sastāv no ievada, trim nodaļām, secinājumiem un priekšlikumiem. Darba kopējais apjoms, ieskaitot pielikumus, ir 158 lappuses. Promocijas darbā ietverti: 19 attēli, 12 tabulas un 6 pielikumi. Izmantotās literatūras un avotu sarakstā iekļautas 205 literatūras vienības. Promocijas darba pirmajā nodaļā tiek izpētīta

sistēmiskā riska būtība un interpretācijas, tiek veikta sistēmiskā riska veicinošo faktoru identificēšana un analīze, tai skaitā, tiek identificēti sistēmas aģenti un to intereses, kas veicina sistēmiskā riska pieaugumu. Tiek arī noteikta sistēmiskā riska loma finanšu krīzes veicināšanā, kā arī analizēti sistēmiskā riska pārvaldīšanas regulatīvā ietvara ieguvumi un trūkumi.

Promocijas darba otrajā daļā tiek pētīti dažādi sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi un to trūkumi, tai skaitā uz grāmatvedības datiem, uz tirgus datiem balstītie modeļi, tīkla modeļi, kombinētie modeļi, un tiek veikts Baltijas banku nozares sistēmiskā riska aspekta – netiešās savstarpējās saiknes – novērtēšanas modeļa izstrādes pamatojums.

Savukārt, promocijas darba trešajā daļā tiek izpētīta Baltijas valstu banku sistēmu attīstība un specifika, tiek noteikti modeļa metodoloģiskie aspekti un sniegti modeļa rezultāti, kā arī veikts kritisks modeļa rezultātu novērtējums, izmantojot alternatīvas sistēmiskā riska analīzes metodes.

Pētījuma rezultātu zinātniskās publikācijas un referāti, kuros izklāstīti pētījuma rezultāti. Par pētījuma rezultātiem ziņots 8 **starptautiskās konferencēs** 4 valstīs:

1. Petrovska, K. *Using Granger Causality to Determine Interconnectedness in Unlisted Banking Markets*, referāts. 6th ABI-CEE Chapter Annual Conference on „International Business in the Dynamic Environment: Changes in Digitalization, Innovation and Entrepreneurship”, Lietuva, 2019. gada septembris.
2. Petrovska, K. *Testing for Interconnectedness as a Proxy for Systemic Risk in Unlisted Banking Market*, referāts. Zagreb 10th International Odyssey Conference on Economics and Business, Horvātija, 2019. gada jūnijs.
3. Petrovska, K. *Novel usage of network modelling. Systemic risk in banking*, referāts. LU BVEF starptautiskā konference "New Challenges of Economic and Business Development – 2019: Incentives for Sustainable Economic Growth”. Latvija, 2019. gada maijs. Pieejams: https://www.bvef.lu.lv/fileadmin/user_upload/LU.LV/Apaksvietnes/Fakultates/www.bvef.lu.lv/Konferences/2019/Programma_2019_el.pdf
4. Petrovska, K. *Prevalence of listed commercial banks in Northern and Eastern Europe. Implications*, referāts. LU 77. konference, Latvija, 2019. gada februāris. Pieejams: <https://events.lu.lv/77-zinatniska-konference/form?section=4&sub-section=119>
5. Petrovska, K. *an Alternative for Detecting Systemic Risk in the Banking Sector. Principal Components Approach*, referāts un publikācija. LU BVEF starptautiskā konference "New Challenges of Economic and Business Development – 2018: Productivity and Economic Growth”. Latvija, 2018. gada maijs. Pieejams: https://www.bvef.lu.lv/fileadmin/user_upload/lu_portal/projekti/bvef/konferences/evf_conf2018/Proceedings_2018.pdf. Publicēts: Rīga, 2018, 511-519, 836

6. Bojāre, K., Petrovska, K. *The Truth Behind: Incentives for Excessive Risk Taking and Resulting Outcomes – Institution Specific and Systemic View*, referāts. LU 76. konference, Latvija, 2018. gada februāris. Pieejams: https://www.bvef.lu.lv/fileadmin/user_upload/lu_portal/projekti/bvef/konferences/76.konference/Rupeika_Apoga/Bojare__Petrovska.docx
7. Petrovska, K., Rupeika-Apoga, R. *Qualitative and Quantitative Assessment of Systemic Risk in Latvia*, referāts. Tallinas Tehniskās universitātes konference “Economic Challenges in Enlarged Europe”, Igaunija, 2017. gada jūnijs.
8. Petrovska, K. *Causes and Consequences of Systemic Risk in Relation to Latvia*, referāts un publikācija. LU BVEF “New Challenges of Economic and Business Development - 2017”. Latvija, 2017. gada maijs. Pieejams: https://www.bvef.lu.lv/fileadmin/user_upload/lu_portal/projekti/bvef/konferences/evf_conf2017/Proceedings.pdf. Publicēts: Rīga, 2017, 417-426, 791

Piedalīšanās ar referātu vietējās konferencēs. Par jautājumiem saistībā ar pētījuma tēmu un metodoloģiju ziņots 2 LU **gadskārtējās konferencēs**:

1. Petrovska, K. *Latvijas banku sistēmas dalībnieku savstarpējās atkarības novērtēšana*, referāts. Latvijas Universitātes fonda mecenātu atbalstīto doktorantūras studiju programmas stipendiātu zinātniskā sesija. Latvija, 2019. gada marts. Pieejams: https://www.fonds.lv/fileadmin/user_upload/lu_portal/projekti/lu_fonds/stipendijas/LU-doktorantu-tezes_29-03-19.pdf
2. Petrovska, K. *Sistēmiskā riska novērtēšanas problemātika un modeļu pielietojamība Latvijai*, referāts. LU 75.konference. Latvija, 2017. gada februāris. Pieejams: https://www.bvef.lu.lv/fileadmin/user_upload/lu_portal/projekti/bvef/konferences/75.konference/Rupeika_Apoga/Sistemiska_riska_novertesanas_problematika_un_modelu_pielietojamiba_Latvijai.docx

Pētījuma rezultāti tika popularizēti 2 reizes:

1. Latvija, 2019. gada novembris. Akadēmiskais lasījums “*Banku savstarpējo netiešo saikņu noteikšana. Nu un?*” LU fonda stipendiātu sumināšanas pasākums. Pieejams: <https://www.fonds.lv/par-mums/zinas/zina/t/52245/>
2. Latvija, 2020. gada februāris. *Stipendiāte radījusi alternatīvu rīku banku savstarpējās saiknes novērtēšanai*. LU Fonds. Pieejams: <https://www.fonds.lv/par-mums/zinas/zina/t/57272/>

Ar promocijas darbu un tā metodoloģiju saistītas 6 zinātniskās publikācijas:

1. Petrovska, K. (2019) '*Using Granger Causality to Determine Interconnectedness in Unlisted Banking Markets*', Journal of Accounting and Finance, 19(9), 2019, 152-165. doi: <https://doi.org/10.33423/jaf.v19i19.2701> . Indeksēts: ProQuest, EBSCO, Google Scholar, UlrichsWeb.
2. Petrovska, K. (2019) '*Testing for Interconnectedness as a Proxy for Systemic Risk in Unlisted Banking Market*', in Proceedings of FEB Zagreb 10th International Odyssey Conference on Economics and Business. Zagreb: University of Zagreb, pp. 474–484. doi: <https://doi.org/10.22598/odyssey>. Indeksēts: Web of Science (WOS:000630166400040), EBSCO, EconLit, ProQuest.
3. Petrovska, K. and Bojāre, K. (2018) '*Why Banks Choose to Take Excessive Risk That Leads to Dangerous Outcomes?*' Journal of Economics and Management Research, 7, 6–25. doi: <http://doi.org/10.22364/jemr.7.01> . Indeksēts: Google Scholar.
4. Petrovska, K. (2018) '*An Alternative For Detecting Systemic Risk in the Banking Sector. Principal Components Approach*', in New Challenges of Economic and Business Development 2018 (pp. 511–519). Riga: Faculty of Business, Management and Economics, University of Latvia. Pieejams: https://www.bvef.lu.lv/fileadmin/user_upload/lu_portal/projekti/evf_conf2018/Proceedings_2018.pdf . Indeksēts: Web of Science.
5. Petrovska, K. (2017) '*Causes and Consequences of Systemic Risk in Relation to Latvia*', in New Challenges of Economic and Business Development - 2017: Digital Economy (pp. 387–396). Riga: University of Latvia. Indeksēts: Web of Science (WOS: 000431393400042).
6. Petrovska, K. and Rupeika-Apoga, R. (2017) '*Qualitative and Quantitative Assessment of Systemic Risk in Latvia*', in 9th International Conference and Summer School 'Economic Challenges in Enlarged Europe'. Tallinn: Tallinn University of Technology, pp. 1–14. Pieejams: CD-ROM, ResearchGate.

1. SISTĒMISKĀ RISKA BANKU NOZARĒ TEORĒTISKĀS NOSTĀDNES

1.1. Sistēmiskā riska būtība un interpretācijas

Lai arī sistēmiskais risks ir pēdējās desmitgades viens no biežāk lietotajiem vārdiem finanšu sistēmas stabilitātes jomā¹, tomēr arī pašreiz nepastāv vienots uzskats, kas ir sistēmiskais risks. Nozarē kā pamata definīciju izmanto 2003. gada Starptautiskās norēķinu bankas (turpmāk tekstā – *BIS*) pieņemto definīciju, ka **sistēmiskais risks** ir *risks, ka viens vai vairāki tirgus dalībnieki nespēs darboties kā paredzēts, kā rezultātā arī citi tirgus dalībnieki nespēs laicīgi izpildīt savas saistības* (Bank for International Settlements, 2003). Šī definīcija skaidri nepasaka, ka ir jānotiek kādam sistēmiskam notikumam, kas izraisa konkrēta sistēmas dalībnieka (šajā gadījumā bankas) nespēju funkcionēt, kas, savukārt izraisa citu sistēmas dalībnieka (bankas, maksājumu sistēmas, citu finanšu sistēmas dalībnieka) nespēju funkcionēt, t.i. lavīnas efektu. Jāatzīmē, ka **sistēmisks notikums** ir ļoti reti novērojams, to var dēvēt par **ekstrēmu gadījumu** (no angļu val. – “*fat tail event*”). Tas ir notikums, kura iespējamība atrodas varbūtību sadalījuma astes galā, turklāt to varbūtība ir lielāka, nekā standarta normālsadalījumā.

Kapitāla direktīvā sistēmiskais risks tiek definēts kā “*finanšu sistēmas darbības traucējumu risks, kam var būt ievērojama negatīva ietekme uz finanšu sistēmu un reālo ekonomiku*” (Directive 2013/36/EU, 2013). Jau atkal sistēmiskais risks tiek sasaistīts ar ierobežotu bankas darbību, kā rezultātā arī pārējā sistēmā ir vērojamas problēmas. Tas nozīmē, ka viena konkrētā banka atrodas ciešā saiknē ar citām bankām/finanšu institūcijām.

Sākotnēji sistēmisko risku definēja vien kā strauju un pēkšņu noguldījumu un cita kapitāla aizplūšanu no bankas un valūtas krīzes, tomēr pašlaik, kā norāda *Billio u.c.*, ar sistēmisko risku tiek saistīti plaša mēroga finanšu sistēmas traucējumi (*Billio u.c.*, 2012) un zaudējumi, ko izraisījis notikums ar īpaši mazu iespējamību (*Puzanova un Düllmann*, 2013).

Viens no nozares ievērojamākajiem pētniekiem *V.A. Acharya* 2009.gadā sistēmisko risku ir definējis gaužām vienkārši – *sistēmiskais risks ir kopistiska (sistēmas) kļūme, kas radusies no banku bilanču aktīvu atdevju korelācijas* (*Acharya*, 2009, lpp. 225.). Šī definīcija tomēr neiekļauj iespējamību, ka sistēmiskais risks rodas arī bankas pasīvu pusē bankas vadības iniciatīvu dēļ. *Guerra un citi* sistēmisko risku definē kā *sekas kādam notikumam, kā rezultātā finanšu tirgi pārstāj pienācīgi funkcionēt un pieaug asimetriskā informācija* (*Guerra u.c.*, 2013). Šajā definīcijā kā sekas ir ne tikai tirgus ierobežotā funkcionēšana, bet arī konkrētas sekas, kas izpaužas kā atšķirīga informācijas daudzuma pieejamība dažādiem sistēmas aģentiem (investoriem, citām bankām). Tieši asimetriskas

¹ 399'000 avotu *Google Scholar* datubāzē par atslēgas vārdiem “*systemic risk banking*”. Skatīts: 03.12.2020.

informācijas dēļ tirgus dalībnieki var **pārspīlēt** pieņemot lēmumus (Bank for International Settlements (BIS), 2011), kas attiecīgi pastiprina vai ierosina sistēmisku notikumu.

Pētniece Sum 2015.gadā BIS sistēmiskā riska definīciju paplašina, nosakot, ka individuāli bankas var būt stabilas, bet ārēja notikuma izraisīta šoka dēļ var nokļūt nestabilā stāvoklī, kas attiecīgi var izraisīt visas sistēmas nestabilitāti un iesaistīto banku un finanšu institūciju darbības problēmas (Sum, 2015).

2018. gadā veikta pētījuma ietvaros sistēmiskais risks tiek definēts kā *nosacīti paredzamais kapitāla trūkums sistēmā, ja viens no sistēmas komponentiem (dalībniekiem) piedzīvo kapitāla iztrūkumu* (Asimit un Li, 2018). Kopulu teorijas attīstītāji sistēmisko risku definē kā *fenomenu, ka līdzatkarība pievieno specifisku riska komponenti kopējā sistēmā vai finanšu institūciju tīklam kopumā; turklāt, šis risks nebūtu ticis palielināts, ja institūcijas būtu pilnībā neatkarīgas viena no otras* (Pflug un Pichler, 2018).

Viena no precīzākajām definīcijām ir atrodama jau 2002.gadā, kad tiek runāts par *konkrētiem finansiāliem zaudējumiem vai uzticības zudumu*, kas lielā mērā negatīvi ietekmē ne tikai finanšu sistēmu vai kādu tās daļu, bet arī tautsaimniecību; to izraisa notikums, kas saistīts ar konkrētu banku (Nicolo un Kwast, 2002).

Vairāki pētnieki sistēmisko risku arī sasaista tieši ar lielajām bankām (Aldasoro, Gatti un Faia, 2015), netieši uzskatot, ka šīs sekas nevar izraisīt bankas, kurām ir maz aktīvu. Daži pētnieki par sistēmiska riska iestāšanos uzskata tieši banku bankrotu (Huang, Zhou un Zhu, 2009), nevis vienkāršas funkcionalitātes problēmas. Nākamā sistēmiskā riska pazīme ir **milzīgie zaudējumi un sekas banku nozares stabilitātei kopumā**, ko izraisa banku ciešā savstarpējā sasaiste. **Sistēmiskais risks vai sistēmai nozīmīgā banka parasti tiek noregulēta pirms vēl ir iestājušās katastrofālās sekas**, tādejādi sarežģot sistēmiskā riska izpēti un analīzi.

Tomēr, kā pierāda teorija un fakti (Iyer un Peydró, 2011), tad sistēmiski nozīmīga var būt arī iestāde, kuras funkcijas netiek dublētas no kādu citu sistēmas dalībnieku puses (maksājumu veikšana, depozītu pieņemšana, specifiskas tautsaimniecības nozares apkalpošana).

Zinātniskajā literatūrā pastāv viedokļu dažādība sistēmiskā riska izskaidrošanā, *atšķirības pastāv arī starp valstīm*, tomēr zinātnieki viennozīmīgi uzskata, ka *sistēmiskais risks rada ietekmi ne tikai uz finanšu nozari, bet arī uz kopējo tautsaimniecību* (Petrovska, 2017).

Promocijas darba autore dod šādu sistēmiskā riska definīciju: ekstrēma gadījuma risks, ka kādas bankas darbības problēmas, tās ciešās sasaistes ar citām bankām dēļ, radīs darbības problēmas arī citiem banku nozares dalībniekiem, kā rezultātā var būtiski sarukt kopējā tautsaimniecības izaugsme. Šādā veidā tiek paplašināta un papildināta BIS un Kapitāla direktīvas dotās definīcijas, iekļaujot banku savstarpējās saiknes, kā arī ietekmes uz tautsaimniecību kontekstu.

Vienošais faktors pētnieku definējumos ir fakts, ka sistēmiskā riska rezultātā tiek ietekmēta visa sistēmas funkcionalitāte un ir vērojami milzīgi finansiāli zaudējumi, pat, ja cēlonis ir vērojams vienā vai vairākās bankās. Sistēmiskais risks izpaužas ne tikai banku aktīvu, bet arī pasīvu pusē. Turklāt iespējamība, ka notiks sistēmisks gadījums, ir mikroskopiska un parasti tiek novērsta vēl agrā attīstības stadijā. Tieši tādēļ ir svarīgi sistēmisko risku un tā savstarpējās saiknes aspektu nepārtraukti identificēt un pārvaldīt.

Būtiski ir atšķirt sistēmisko no sistemātiskā riska. **Sistemātiskais risks** – risks, kas piemīt konkrētajam tirgum un ko nav iespējams diversificēt (Hull, 2012, lpp. 815.), arī zināms kā *beta* CAPM modelī (no angļu valodas – “*capital asset pricing model*”)². **Nesistemātiskais vai unikālais risks** – risks, kas piemīt tikai konkrētajam aktīvam un ko ir iespējams diversificēt, ja tiek izvēlēts investīciju portfelis ar dažādiem aktīviem (Hull, 2012, lpp.73.).

Sistemātiskais risks ir jutīguma mērījums – kā konkrētā aktīva peļņas rādītājs reaģē salīdzinājumā ar tirgus vidējo (Hull, 2012, lpp.73.). Jo aktīva cenas svārstības ir lielākas nekā tirgus vidējās, jo aktīvs ir riskantāks un investori pieprasa lielāku atdevi. Ja aktīva atdeve ilgākā laika posmā **nesakrīt ar investoru gaidām**, tad investori izvēlas atbrīvoties no konkrētā aktīva. Tādejādi sistemātiskais risks ir jāieceno bankas peļņā, jo *tas ietekmē bankas apgrozāmo līdzekļu cenu* (Baele u.c., 2015). Bezriskā aktīvs nav atkarīgs no tirgus cenu izmaiņām un tādejādi tam nepiemīt sistemātiskais risks. Kā norāda *Viale un Madura*, tad *banku sistemātiskais risks ir ne tikai nepārtraukts, bet ir arī atkarīgs no tautsaimniecības biznesa cikla fāzes laika momenta un biznesa cikla iepriekšējā stāvokļa* (Viale un Madura, 2014, lpp. 82). *Acharya un Yorulmazer* iet vēl tālāk un norāda, ka sistemātiskais risks banku kredītos ir prociklisks (Acharya un Yorulmazer, 2002). Kā norāda pētījums par Itālijas bankām, sistemātiskais risks ir pozitīvi korelējošs ar bankas aktīvu apmēru, kredītu īpatsvaru kopējā bilancē un nemateriālajiem aktīviem (Biase un D’Apolito, 2012).

Jāatzīmē, ka sistemātiskais risks nav saistīts ar banku (aktīvu) savstarpējo **līdzatkarību** no iekšējiem vai ārējiem faktoriem, kā tas ir **sistēmiskā riska gadījumā**. Kā norāda *Peydro, Laeven un Freixas* savā grāmatā, tad sistēmiskais risks ir tas risks, ko var novērst **uzlabojot likumdošanu** (Peydro, Laeven un Freixas, 2015), tātad būtībā sistēmiskais risks ir tirgus un likumdošanas nepilnības, kamēr sistemātisko risku nav iespējams novērst. Turklāt sistemātiskais risks piemīt visiem aktīviem (izņemot tiem, kas nav atkarīgi no tirgus svārstībām jeb bez-riska aktīviem), savukārt **sistēmiskais risks pārsvarā ir koncentrēts tikai nelielā daļā tirgus dalībnieku** (Banulescu un Dumitrescu, 2015), (Langfield un Pagano, 2016). Būtiski, ka sistēmiskais risks sevī ietver retu, bet

² Paredzamā aktīva atdeve = $R_F + \beta(R_M - R_F)$, kur R_M – visa portfeļa aktīvu atdeve, R_F – bezriskā aktīva atdeve, β – sistēmiskais risks.

ekstrēmu zaudējumu gadījumu; turklāt, sistēmiskais risks var nebūt tieši saistīts **ar svārstībām biznesa un tirgus ciklā**, kā tas ir sistemātiskā riska gadījumā.

Kopumā ir secināms, ka pētnieki sistēmisko un sistemātisko risku bieži lieto kā sinonīmu, lai gan tas nav korekti. Attīstoties pētījumiem šajā nozarē, definīcijas tiek precizētas, kā arī tiek izdarīti jauni secinājumi par to, kā izpaužas sistēmiskais risks.

Lai arī sistēmiskā riska definīcija ir visai skaudra un plašāk daudz ko nepasaka, pētnieki un Regulators (Starptautiskā norēķinu banka) ir vienoti savos atzinumos, ka sistēmiskajam riskam, un attiecīgi sistēmiski nozīmīgu banku novērtēšanā, ir vairāki aspekti, ne tikai bankas aktīvu apjoms (banka pārāk liela, lai ļautu tai bankrotēt). Aspekti ir redzami tabulā nr. 1.1.

1.1. tabula

Sistēmiskā riska aspekti pēc globāli pieņemta standarta

Aspekts	Ko ietver
Aktīvu apjoms (izmērs)	Riska darījumu vērtība (aktīvi)
Savstarpējā saikne	Aktīvi un pasīvi nacionālajā finanšu sistēmā
Aizvietojamība	Aktīvi pārvaldībā, iekšzemes maksājumu apmērs, vērtspapīru portfeļa atlikums, finanšu instrumentu tirdzniecības apjoms
Pārrobežu darbība	Pārrobežu prasības un pārrobežu saistības
Sarežģītība	Ārpus-biržas atvasināto finanšu instrumentu nominālā vērtība, 3.līmeņa aktīvi, tirgojamie un tirdzniecībai pieejamie vērtspapīri

Avots: autores apkopojums pēc (Basel Committee on Banking Supervision, 2018).

Kas ir būtiski, tad Bāzeles komiteja banku pārraudzībai (turpmāk tekstā – BCBS) norāda, ka iekļautie indikatori, lai noteiktu sistēmiski nozīmīgas iestādes, var būt gan kvantitatīvi, gan kvalitatīvi. Turklāt, pēc vietējā Regulatora ieskatiem šie indikatori ir papildināmi ar **kvalitatīviem rādītājiem** (Basel Committee on Banking Supervision, 2018). Šādi vietējam Regulatoram tiek dota papildus vara ierobežot banku vēlmi kļūt sistēmiski vēl nozīmīgākām, bet arī uzliek papildu pienākumu nepārtraukti analizēt un izvērtēt jaunu un aktuālo rādītāju efektivitāti.

Kopš 2009.gada, kad pasaules līderi uzdeva BIS izstrādāt kritērijus, pēc kuriem vērtēt sistēmisko risku, vairāki aspekti ir nākuši klāt, jo iesākumā pastāvēja vien trīs aspekti – izmērs, savstarpējā saikne (ar ko saprata tikai un vienīgi banku savstarpējo aizdevumu apmēru) un aizvietojamība (Basel Committee on Banking Supervision, 2018). Tas spilgti parāda, ka aspekti attīstās laika gaitā, pateicoties tieši zinātnieku devumam.

Turpinājumā tiks ieskicēti sistēmiskā riska aspekti un kā tie izskaidro sistēmisko risku.

Izmērs. Jo aktīvu ziņā lielāka banka, jo tai ir lielāka ietekme uz vietējo ekonomiku ne tikai tiešā nozīmē, t.i., kreditējot tautsaimniecību, bet arī plašākā nozīmē – maksājot nodokļus, nodarbinot

cilvēkus un radot pievienoto vērtību. Turklāt lielas bankas maksātnespējas problēmas rada spriedzi pēdējās instances aizdevējam, kura rīcība arī parasti ir atkarīga no valsts budžeta iespējām, un arī pārējiem darījumu partneriem, kas rada vispārēju uzticēšanās krīzi. Mērot sistēmisko risku tieši izmēram tiek piešķirta **vislielākā nozīme** gan Regulatora aprēķinos (Basel Committee on Banking Supervision, 2018), gan arī tajos zinātnieku modeļos, kas nebalstās tikai uz bankas akcijas tirgus cenām, skatīt *Mezei un Sarlin, 2018* un *Battiston, D'Errico un Gurciullo, 2016*.

Savstarpējā saikne. Finansiālās grūtības vienā bankā var viegli izplatīties un izraisīt finansiālās grūtības citās bankās savstarpējās saiknes dēļ. Lai gan Regulators un BCBS uzskata, ka saikne veidojas tikai tieša, t.i., no savstarpējiem starpbanku aizdevumiem un reālām pozīcijām, sistēmiskā riska pētnieki un pūļa rīcības teorijas piekritēji uzskata, ka saikne var būt arī netieša – **kreditējot vienus un tos pašus uzņēmumus, nozares, izvēloties saskaņot savas biznesa stratēģijas plašākā nozīmē** (likviditātes, kapitāla saglabāšanas stratēģijas). Zinātnieki arī piedāvā savus teorētiskus un empīriskus modeļus patiesās savstarpējās saiknes mērīšanai, piemēram, *Roukny, Battiston* un *Stiglitz, 2018*, *Billio* un *citi 2010*. *Acharya* un *Yorulmazer* runā arī par tā dēvēto informācijas izplatīšanos (no angļu valodas – “*Information contagion*”), kad pat nepastāvot tiešām saiknēm vai pūļa rīcībai banku starpā, citu banku kreditori un investori pamet konkrētās bankas bailēs no domino efekta, pat, ja nepastāv racionāls iemesls konkrētajai bankai piedzīvot finansiālas grūtības (*Acharya* un *Yorulmazer, 2008b*).

Aizvietojamība. Arī saukta par unikalitāti. Šis aspekts nozīmē, vai citām bankām ir iespējams ātri, lēti un pilnībā aizvietot finanšu grūtībās nonākušās bankas funkcijas, tai skaitā, ja banka veic maksājumu infrastruktūrai nozīmīgu funkciju, kā to spilgti atspoguļo Indijas gadījums, kad pastāv grupa banku, kas ir vienīgās, kas veic reālos starpbanku norēķinus, skatīt *Iyer un Peydró, 2011*. Unikālitate ir raksturīga arī bankām, kas veic kādu valstiski nozīmīgu funkciju, piemēram, ir vienīgā, kas izsniedz valsts atbalstītus aizdevumus konkrētām tautsaimniecības nozarēm – kas ir ar zemu rentabilitāti, bet ir stratēģiski nozīmīgas valsts attīstībā.

Pārrobežu darbība. Šis aspekts ir vairāk nozīmīgs tieši globālajai, kā arī pan-Eiropas finanšu sistēmai (ņemot vērā, ka Baltijas valstis iekļaujas Vienotajā Noregulējuma mehānismā). Šis aspekts ietver to, cik banka ir nozīmīga reģionālajā ekonomikā, cik aizstājama vai tieši otrādi, neaizstājama tā ir. Indikators arī skaidro reģionalitātes aspektu, kas parāda bankas atkarību no citiem reģionālajiem spēlētājiem un reģionālās tautsaimniecības.

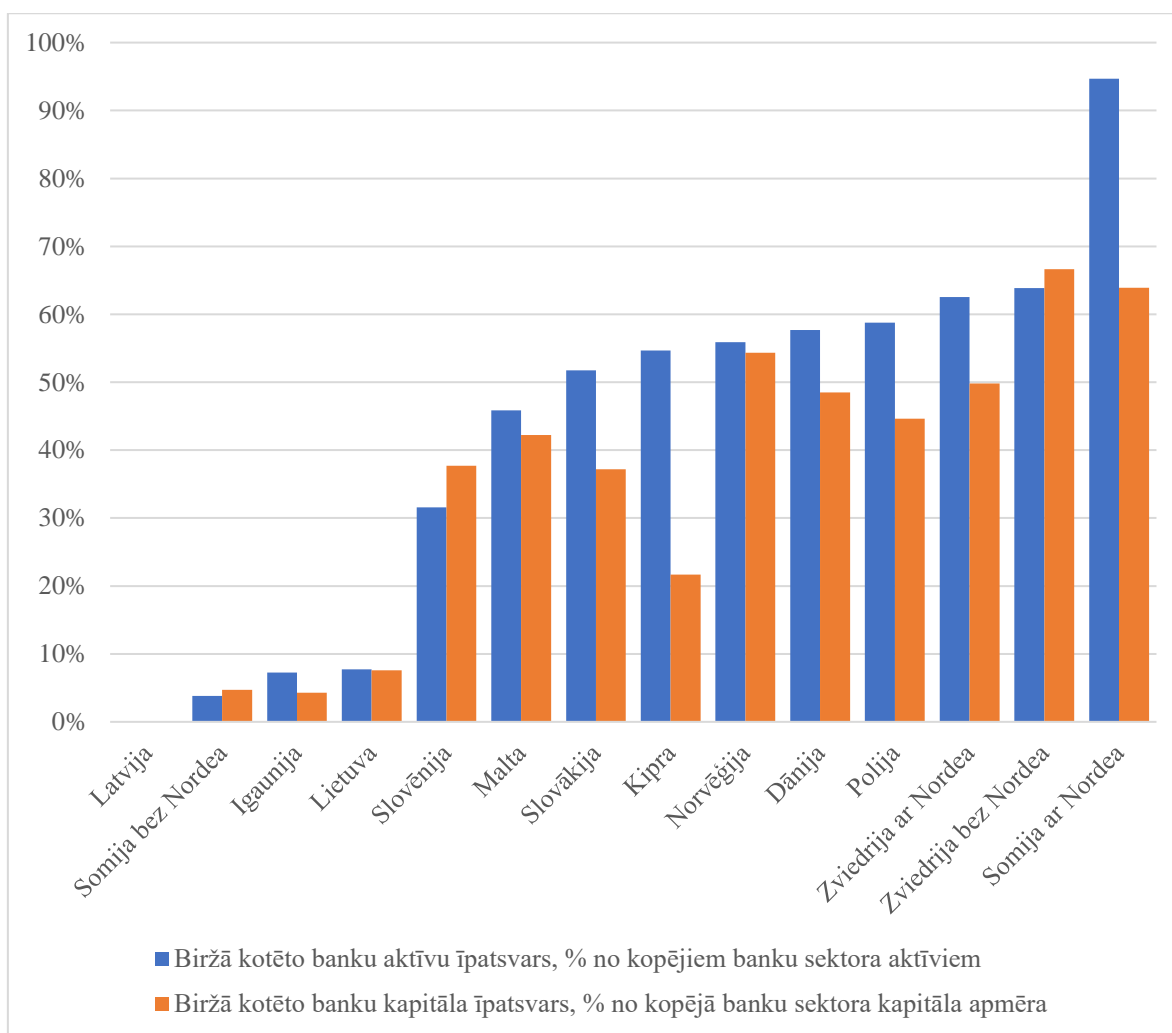
Sarežģītība. Šis aspekts vērš uzmanību, cik lielas pūles un arī izmaksas Regulatoram, kreditoriem un valstij kopumā būtu jāpieliek, lai likvidētu konkrēto banku un lai vienlaikus bankas funkcijas varētu pārņemt cita(-s) banka(-s). Šis aspekts ietver ne tikai korporatīvās struktūras un tiesu procesu sarežģītību un ilgumu, bet arī cik sarežģīti finanšu instrumenti atrodas bankas bilancē (Basel Committee on Banking Supervision, 2018). Paši sarežģītāk novērtējamie jeb trešā līmeņa aktīvi ir

aktīvi, kuri ir ļoti nelikvīdi un kuru vērtību var noteikt tikai izmantojot tirgus cenu, matemātiskos modeļus un pieņēmumus kompleksi (Liberto, 2019). Šo aktīvu vērtēšana arī ir visbiežākais Regulatora un bankas strīdus avots, aprēķinot riska svērtos aktīvus.

Attīstoties zinātniskajai pētniecībai, tiek identificēti aizvien jauni sistēmiskā riska aspekti, pašlaik to skaitam sasniedzot piecus. Sākotnēji tika atzīts vien bankas izmērs, vēlāk arī banku savstarpējā tiešā saikne, kas izteikta savstarpējos aizņēmumos. Tā kā līdz šim banku netiešās savstarpējās saiknes pētījumu apjoms ir nepietiekams, Regulators šim sistēmiskā riska aspektam ir maz pievērsies un tādejādi vēl netiek piedāvāti konkrēti rādītāji netiešās saiknes kvantificēšanai. Tieši tādēļ ir svarīgi attīstīt banku netiešās savstarpējās saiknes kvantificēšanas pētījumus, lai tos būtu iespējams izmantot turpmākā sistēmiskā riska novērsnā. Šīs problemātikas risināšanai tādēļ ir velīta promocijas darba trešā daļa.

Lai arī sistēmiskais risks kā problēm-jautājums netieši parādījās jau 20.gs. 80.gados ar *Diamond un Dybvig* pētījumu par masveida naudas un citu finanšu līdzekļu izņemšanu no bankas (no angļu valodas – “*bank runs*”), depozītu apdrošināšanu un likviditāti (Diamond un Dybvig, 1983), tomēr tikai pēc globālās finanšu krīzes un tai sekojošās Eiropas parādu krīzes pētnieki un regulatori strauji pievērsās sistēmiskā riska kā fenomena pētīšanai un regulēšanai. Lai arī ievērojamākie sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi tika izveidoti globālai finanšu krīzei noslēdzoties, tikai desmit gadus pēc to parādīšanās, tiek publicēta arī korekta to kritika un trūkumi, piemēram, *Benoit* un citi (Benoit *u.c.*, 2017).

Viens no pamatnosacījumiem, lai sistēmiskais risks būtu drauds finanšu sistēmas un tautsaimniecības stabilitātei ir **ne-efektīvs tirgus un asimetriskas informācijas pastāvēšana**. Ja pastāv efektīvs tirgus, tad kādai bankai saskaroties ar maksātspējas problēmām, tās tirgus daļu un funkcijas efektīvi pārņem citi tirgus dalībnieki. Arī iespējas un vēlme bankām izvēlēties **pūļa rīcību** (no angļu valodas – “*herding behaviour*”) investīciju portfeļa turēšanā nav optimāla. Neefektīvu tirgu rada arī **likumdošanas, sistēmas aģentu iniciatīvas** un to brīvības pakāpe rīkoties. Ar (banku) sistēmas aģentiem ir saprotamas ieinteresētās puses, kas veido sistēmu, piemēram, banku īpašnieki, augstākā vadība, bankas kā vienots kopums, Regulators, pēdējās instances aizdevējs, likumdevējs, noguldītāji un īstermiņa investori. Turklāt patiešām mazās, atvērtās ekonomikās reti kad pastāv efektīvs banku pasīvu (akciju, parāda vērtspapīru) tirgus. Arī centrālās un Austrumeiropas valstīs biržā kotētu banku aktīvu tirgus daļa ir no 0% Latvijā līdz 95% Somijā (pēc *Nordea* bāzes mītnes pārceļšanas). Vienlaikus Polijā dominē tādas bankas, kas ir publiskas akciju sabiedrības, kuru īpašnieki ir globālas bankas (*Santander, Citi bank*, kurām aizvien pieder 70% akciju). Biržā kotēta banka ir tāda banka, kuras akcijas ir izlaistas un tiek tirgotas oficiālā, tas ir, regulētā biržā. Plašāk skatīt 1.1. attēlā.



1.1.attēls. Ziemeļvalstu, Austrumeiropas un Dienvideiropas valstu biržā kotēto banku tirgus daļa, %, 2018.g. 3.ceturksnī

Avots: autores veidots, izmantojot banku finanšu pārskatus, biržā kotēto vērtspapīru sarakstus, nacionālo centrālo banku pārskatus par banku sistēmu aktīviem

Sistēmiskais risks ir plaši pētīts tirgos, kur pastāv **efektīvs un likvīds akciju tirgus un banku akcijas tiek kotētas biržā** (Black *u.c.*, 2016). Tam par pamatu pastāv efektīva tirgus teorijas pamatprincips (Fama, 1965), ka tirgus vislabāk izprot katra aktīva vērtību un tirgus cenā visi riski jau ir iecenoti. Tas nozīmē, ka akciju cenas tiek atgrieztas savā patiesajā vērtībā pēc šokiem; investori izmanto visu sev pieejamo informāciju, lai pieņemtu racionālus lēmumus. Kā zināms, tad pašlaik attīstās arī iracionālā investora teorija, kur investors, pamatojoties uz kādiem signāliem, neizmanto visu sev pieejamo informāciju un lēmumus pieņem selektīvi. Tādēļ efektīvs tirgus piespiež bankas būt disciplinētākām. Vienlaikus bankām, kas ir publiskas akciju sabiedrības, ikdienas apstākļos ir pieejams lētāks finansējums (Nichols, Wahlen un Wieland, 2009).

Standarta pamat-pieņēmuma, ka tirgus cenas ilgākā laika periodā nosaka akcijas patieso vērtību, plašu izmantošanu pierāda arī izplatītie un aprobētie sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi, tādi kā **SRISK** (Brownlees un Engle, 2017), **ΔCo-VAR** (Adrian un Brunnermeier, 2014), kas balstās

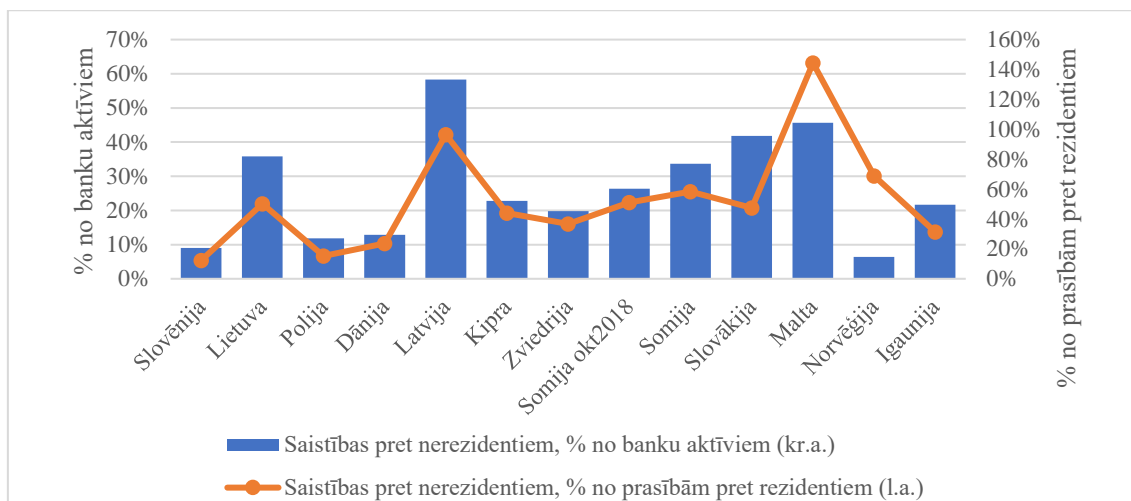
uz banku akciju cenu savstarpēji saistītām svārstībām, vienlaikus nosakot iespējamus zaudējumus, ja akcijas cena zaudē noteiktu daļu savas vērtības (parasti viens vai pieci procenti). ASV Kongress 2010. gadā pieņēma *Dodd-Frank* noteikumus (*Dodd-Frank Wall Street Reform and Consumer Protection Act*, 2010), ar ko tika sperti pirmie reālie soļi sistēmiskā riska pārvaldībā, nosakot papildus kapitāla prasības bankām/iestādēm, kuras tiek atzītas par sistēmisko risku radošām. Tomēr arī likumdošana nav līdz galam izstrādāta (un tas ir arī politisks jautājums), jo šo likumu jau nākamā prezidenta vadībā mīkstināja (paaugstinot aktīvu apmēru, no kura bankas vispār tiek striktāk regulētas) (Werner, 2018). Līdzīgi Eiropas Komisija 2013. gadā pieņēma CRD IV, lai pārvaldītu sistēmisko risku finanšu nozarē.

Savukārt mazās, atvērtās ekonomikās, kur banku akcijas vai citi šo banku vērtspapīri **netiek kotēti biržā** un bankām netiek noteikti **kredītreitingi**, sistēmiskā riska noteikšana ir problemātiska (Petrovska, 2017). Tas saistīts ar to, ka lielākā daļa banku šādās ekonomikās pieder **privātpersonām**, kas vēlas saglabāt zināmu noslēpumainību un manevrēt-spēju, turklāt katras bankas īpašnieku skaits ir neliels (Petrovska un Bojāre, 2018).

Klasiskie sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi neņem vērā mazo, atvērto ekonomiku novērtējamo banku sistēmu **ciešo sasaisti ar spēcīgākām kaimiņvalstīm**. Mazo, atvērto ekonomiku **banku sistēmas var nebūt pietiekami diversificētas** un var būt ļoti līdz-atkarīgas (Allen, Babus un Carletti, 2010) no notikumiem lielo kaimiņvalstu banku nozarēs un tautsaimniecībās kopumā.

Ja pēta banku³ atkarību no nerezidentu finansējuma, tad var novērot augstu nevienmērību starp izlasē esošajām valstīm. Ne tikai Ziemeļvalstīs ir salīdzinoši zema atkarība no ārvalstu finansējuma, bet arī ir ļoti izkliedēta centrālās un Austrumeiropas valstīs. Ir vērojama augsta heterogenitāte pat starp eiro zonas dalībvalstīm. Būtiski gan norādīt, ka eiro zonas valstīs patiesā atkarība no ārvalstu finansējuma ir daudz augstāka, jo par rezidentiem tiek atzīti visi eiro zonas dalībvalstu personas, ne tikai lokālās valsts juridiskās un fiziskās personas (1.2. attēlā atzīmētas ar “*”). Plašāk skatīt 1.2. attēlā.

³ SVF piedāvātā statistika neatdala kredītiestādes vai bankas, bet definē tikai kā depozītus pieņemošas iestādes.



1.2.attēls. Ziemeļvalstu, Austrumeiropas un Dienvideiropas valstu banku saistības pret nerezidentiem, % no banku aktīviem un % no prasībām pret rezidentiem 2018. gada 3.ceturksnī

Avots: autores aprēķini balstoties uz SVF un ECB datiem

Pat Regulatoram, izmantojot visu sev pieejamo informāciju par banku tirgu un savstarpējām attiecībām un sekojot pieņemtajām Eiropas Banku iestādes izstrādātajām pamatnostādņēm (Eiropas Banku iestāde, 2014), pastāv problēmas precīzi noteikt bankas, kas veicina sistēmisko risku. Piemēram, ne-sistemātiskas Itālijas bankas 2017. gadā tika izglābtas par spīti iepriekš noteiktām prasībām, lai banka kvalificētos kā sistēmiski nozīmīga un tās glābšanā varētu tikt izmantots valsts finansējums (Slater, 2017). Līdzīgi arī ABLV banka, kas ne tikai tika atzīta par sistēmiski nozīmīgu banku, bet arī tās uzraudzība tika veikta Vienotā uzraudzības mehānisma (turpmāk tekstā – ECB SSM) ietvaros, tomēr šai bankai netika sniegta palīdzība. Līdzīgi PNB bankas uzraudzība tika deleģēta ECB SSM, pamatojot to ar atzinumu, ka banka tiek atzīta par sistēmiski nozīmīgu (*ECB takes over direct supervision of AS PNB Banka in Latvia*, 2019), lai arī pēc BCBS metodoloģijas citas Latvijā darbojošās bankas precīzāk atbilstu kritērijiem, lai tiktu pakļautas ECB SSM.

Latvijā par citām sistēmiski nozīmīgām iestādēm (turpmāk tekstā – C-SNI) Regulators ir noteicis dažādas bankas dažādos laika periodos, skatīt tabulu nr. 1.2.

Latvijas C-SNI saskaņā ar FKTK padomes lēmumiem

Laika periods	Bankas⁴
16.12.2015.-25.10.2016.	ABLV Bank, Citadele banka, Rietumu Banka, DNB banka, SEB banka, Swedbank
25.10.2016.-31.12.2017.	ABLV Bank, Citadele banka, Rietumu Banka, DNB banka, SEB banka, Swedbank
31.12.2017.-27.11.2018.	ABLV Bank, Citadele banka, Rietumu Banka, SEB banka, Luminor Bank AS, Swedbank
27.11.2018.-27.11.2019.	Citadele banka, Rietumu Banka, SEB banka, Luminor Bank AS, Swedbank
27.11.2019.	Citadele banka, Rietumu Banka, SEB banka, Swedbank

Avots: FKTK padomes 16.12.2015. lēmums Nr. 232 (Finanšu un kapitāla tirgus komisija, 2015); FKTK padomes 25.10.2016. lēmums Nr. 169 (Finanšu un kapitāla tirgus komisija, 2016); FKTK padomes 31.10.2017. lēmums Nr. 176 (Finanšu un kapitāla tirgus komisija, 2017); FKTK padomes 27.11.2018. lēmums Nr. 188 (Finanšu un kapitāla tirgus komisija, 2018); FKTK padomes 27.11.2019. lēmums Nr.188 (Finanšu un kapitāla tirgus komisija, 2019).

Šādām izmaiņām par pamatu ir bijusi banku piespiedu likvidācija, apvienošanās un juridiska darbības pārceļšana uz Igauniju, nevis kādas bankas aktīva biznesa stratēģijas maiņa tādejādi iekarojot sistēmiski nozīmīgas bankas statusu.

Kopumā ir secināms, ka alternatīvas sistēmiskā riska noteikšanas metodes izstrāde ir sevišķi aktuāla centrālās un Austrumeiropas valstu banku sistēmām, kur uz tirgus datiem balstītie modeļi nav pilnībā piemērojami. Turklāt pateicoties ciešai šo banku sistēmu sasaistei ar pārējās Eiropas banku sistēmām, reģionalitātes aspekts ir jāņem vērā. Pēc promocijas darba autores novērojumiem, līdz šim sistēmiskā riska pētījumi ir fokusējušies uz lielajām ekonomikām ne tikai to lielās ietekmes dēļ, bet arī tādēļ, ka šajās ekonomikās ir plašāk pieejami ticami dati.

1.2. Sistēmisko risku veicinošo faktoru analīze

Ir izpētīts, ka pastāv dažādi faktori, kas veicina sistēmiskā riska pieaugumu. Sistēmiskā riska novērtēšanā var identificēt dažādus aģentus, kuru vajadzības ir atšķirīgas, pat pretrunīgas (savstarpēji izslēdzošas). Šī promocijas darba sadaļa ir veltīta banku nozares sistēmas aģentu identificēšanai, faktoru, kas ietekmē sistēmiskā riska uzskaiti, pētīšanu un analizēšanu. Šādu, uz aģentiem balstītu sistēmiskā riska analīzi, tas ir, to modulārās attiecības, aicina vairāki pētnieki, piemēram, *Demekas* (Demekas, 2017).

⁴ Regulators sistēmiski nozīmīgas bankas uzskaita alfabēta secībā.

Svarīgi arī pieminēt, ka atkarībā no ekonomikas cikla, arī faktori, kas veicina sistēmisko risku, var izpausties dažādā mērā, tas ir, aktivizēties tikai noteiktā ekonomikas fāzē (Kleinow, Horsch un Garcia-Molina, 2017).

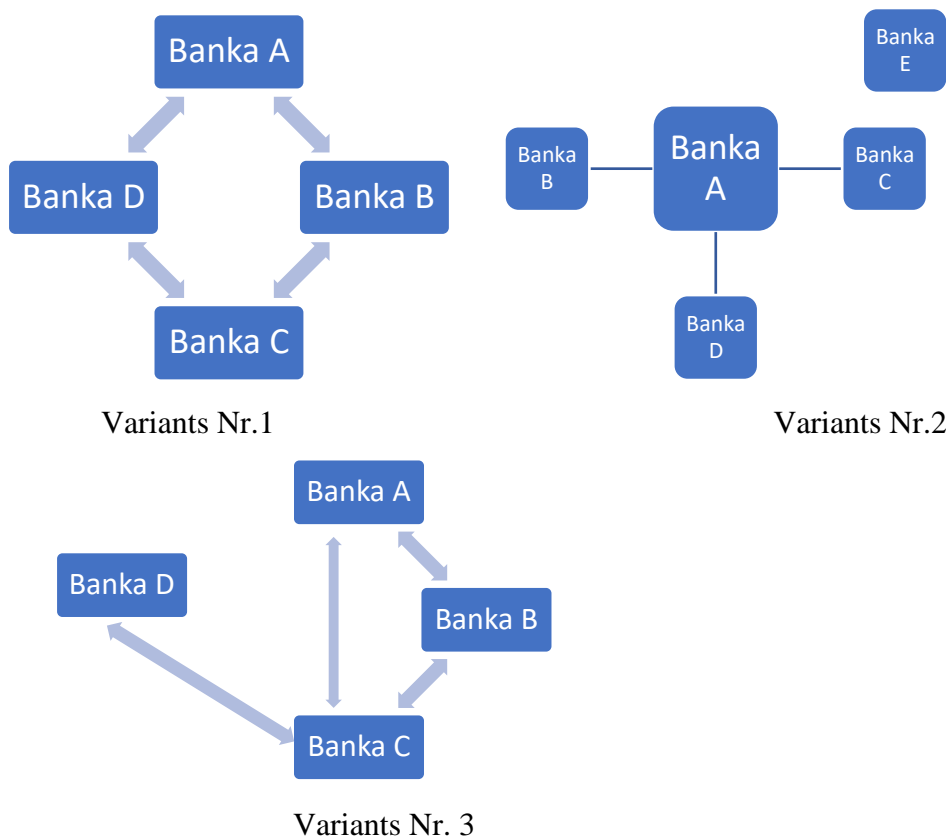
Banku sistēma ir dažāda veida, t.i., komercbanku, investīciju banku, specializēto banku, tīkls, kurās privātpersonas, nefinanšu uzņēmumi un citas iestādes nogulda līdzekļus, un bankas veic šo saņemto līdzekļu termiņstruktūras transformāciju, izsniedzot kredītus un investējot. Banku sistēma ir daļa no kopējās finanšu sistēmas. Banku sistēmā ieinteresētās puses ir sistēmas aģenti – bankas, to akcionāri, augstākā vadība, noguldītāji, Regulators, pēdējās instances aizdevējs un likumdevējs.

Bankas. Kā galvenais banku nozares sistēmas aģents tiek identificētas bankas. Bankas tiek definētas kā kredītiestādes, ko uzrauga Regulators, kas pakļaujas vietējai un savstarpējai likumdošanai. Bankas pieņem noguldījumus, kas pārsvarā ir īstermiņa, un izsniedz kredītus, kas ir ilgtermiņa, tādējādi veicot naudas plūsmas termiņstruktūras transformāciju. Ievērojot to, ka bankas ir sistēmas galvenais aģents, arī faktoru skaits, kas veicina sistēmisko risku, ir vislielākais.

Viens no galvenajiem faktoriem ir **bankas lielums** (Huang, Zhou un Zhu, 2012), kas saistīts ar iespējamiem zaudējumiem banku sistēmai kopumā, ja šai lielajai bankai sākas maksātspējas problēmas. Pēc teorijas lielas bankas maksātspējas problēmām būtu jāatstāj paliekošas sekas ne tikai uz banku nozari, bet arī uz tautsaimniecību, tomēr kā pierāda prakse, tad šī pazīme nav izšķiroša.

Otrs izšķirošākais faktors ir **bankas sasaistes ciešums ar citām bankām** un sistēmas aģentiem. Jo ciešākas savstarpējās attiecības, tas ir, gan savstarpējie kredīti, gan savstarpēji veikta maksājumu plūsma⁵, vērtspapīru darījumi, kopēji klienti utt., jo sistēmas stabilitātei nozīmīgāka banka. Jo banka ciešāk sasaistīta ar citām bankām vai sistēmas aģentiem, jo šīs bankas izslēgšana no sistēmas vai maksātspējas problēmas lielākā mērā ietekmē arī citus saistītos aģentus. Savukārt, ja banka ir “perifērijas” banka, tad tās maksātspējas problēmas tieši neietekmē citus tirgus dalībniekus, jo tā tiek izolēta. Zemāk redzamajā attēlā ir shematiski parādīta banku savstarpējā sasaiste, kur redzams, ka Banka E atrodas izolācijā no pārējām bankām, tādēļ arī šīs bankas maksātspējas problēmas tieši neietekmē pārējo sistēmas dalībnieku maksātspēju. Variantā Nr. 3 Banka D atrodas perifērijā, tomēr tā ir saistīta ar banku C, tādēļ maksātspējas problēmas Bankai D var izsaukt maksātspējas problēmas Bankai C (pirmajā šoka vilnī), kas vēlāk pāriet arī uz Bankām A un B. Variantā Nr.2 Banka A ieņem centrālo pozīciju un sistēmiski ir visnozīmīgākā, sevišķi, ja Bankas A funkcijas nespēj dublēt kāda cita banka.

⁵ Izmantojot kādu konkrētu banku konkrētām funkcijām, piemēram, bankas, kas tikai pieņem noguldījumus, izmanto citu banku X, kas rīkojas kā investīciju banka, lai ieguldītu noguldījumus riskantākos finanšu aktīvos.



1.3. attēls. **Banku savstarpējās sasaistes shēma**

Avots: autores veidots

Nozīmīgs faktors ir bankas unikalitāte un vai šīs bankas **funkcijas dublē** vai spēj dublēt kāda cita banka. Ja kāda banka ir svarīga no sistēmas drošas un raitas funkcionēšanas aspekta, tad tā arī lielā mērā ietver sevī sistēmisko risku lielākā apjomā kā banka, kuras funkcijas veic vēl vairākas citas bankas. Nenozīmīgas bankas iziešana no tirgus neizraisa sistēmas funkcionēšanas traucējumus.

Liela nozīme sistēmiskā riska veicināšanai ir bankas padomes un valdes pieņemtajiem **stratēģiskajiem lēmumiem**. Izšķirošs faktors sistēmiskā riska pieaugumam ir banku aktīvu savstarpējā korelācija – **bankas izšķiras īstenot tādu ieguldījumu politiku** (izsniegt kredītus), kas paredz **investēt vienādās nozarēs** ar citiem sistēmas aģentiem (bankām). Šāda rīcība var būt gan netieši saskaņota starp bankām, gan arī var tikt izvēlēts **atdarināt kādas bankas investīciju portfeli** (tā dēvētā pūļa rīcība) (Acharya un Yorulmazer, 2003). Tādā veidā tiek veicināta banku aktīvu savstarpējā korelācija (Huang, Zhou un Zhu, 2012), kas nes paaugstinātu peļņu ekonomikas izaugsmes posmā, bet palielina zaudējumus ekonomikas lejupslīdes laikā (finansu sviras princips). Sekojošā ietekmēšanās no ārējiem faktoriem izraisa spriedzi sistēmā un iespējamu valsts atbalstu (Lau, 2011). Bankas izvēlas stratēģiju, kuras pamatā ir fakts, ka Regulators būs spiests glābt lielāko daļu banku, kas būs izvēlējušās līdzīgu investīciju stratēģiju, kas būs nesusi zaudējumus. Savukārt, ja tikai konkrētā banka cieš zaudējumus no neveiksmīgas investīciju stratēģijas, tad Regulators nav spiests glābt šo konkrēto banku. Lai arī Regulators ir ieviesis vairāk reformas, lai mazinātu sistēmisko

risku, pēc-krīzes periodā **pūļa rīcība, izvēloties investīciju portfeli**, ir kļuvusi **daudz izteiktāka** (Delpini *u.c.*, 2019).

Ja banka **no regulatoru puses tiek atzīta kā sistēmiski nozīmīga**, kas nozīmē, ka tā krīzes periodā var tikt glābta no valsts puses vai bankas padome *sagaida*, ka banka tiks glābta vai tai tiks piešķirtas tiešas vai netiešas valsts garantijas, attiecīgi bankas padome var netieši pieņemt lēmumu sākt **pārmērīgu risku uzņemšanos**. Par šo fenomenu runā gan 1983.gada sistēmiskā riska teorijas pamatlicēji (Diamond un Dybvig, 1983), gan arī mūsdienu pētnieki (Co-Pierre, 2011), (Bosma, 2016). **Valsts atbalsts**, kas tiek gandrīz vai garantēts sistēmiski nozīmīgām bankām, var radīt iniciatīvu banku **vadībai izšķirties kļūt par šādu sistēmiski nozīmīgu banku** (Langfield un Pagano, 2016). Šādu stratēģiju var īstenot agresīvi palielinot bankas aktīvu kopapjomu vai izvēloties veikt tautsaimniecībai būtisku funkciju.

Banka šo kapitāla sodu var uztvert par **apdrošināšanas prēmiju par sistēmiskā riska uzņemšanos**. Tieši tādēļ Regulatoram ir svarīgi ne tikai ievērot konsekvenci savos lēmumos un nepieļaut nokļūšanu ķīlnieka pozīcijā, bet arī reizēm banku glābšanā ievērot principu **“pārāk liela, lai izglābtu”** (no angļu valodas - *“too big to rescue”*). Ar šādiem paņēmieniem ir **jāizjauc banku paļaušanās uz statusa piešķirtām garantijām**.

Nozīmīgs sistēmiskā riska veicinošs faktors ir **augstākā līmeņa vadības vēlme pēc lielākas peļņas, un** no tā izrietošā paaugstināta riska uzņemšanās, kombinācijā ar valdes priekšsēdētāja nespēju, t.i. gan funkcionāli, gan faktiski, kontrolēt šos augstākā līmeņa vadītājus (Lau, 2011). Tādējādi, augstākā līmeņa vadītāji var mainīt investīciju portfeļu stratēģijas gan īstermiņā, gan arī ilgtermiņā, tai skaitā izvēloties turēt aktīvus, kam ir augsta korelācija ar citu banku turētajiem aktīviem. Tas ietver arī **piedalīšanos sindicētajos aizdevumos kopā ar citām bankām**, kas rada investīciju portfeļu pārklāšanos (Allen, Babus un Carletti, 2010). Šāda problēma ir sevišķi izplatīta mazās ekonomikās, kur ir mazs tirgus un vēl mazāk vietējo lielo uzņēmumu, kas neveicina diversificētu sindicēto aizdevumu izsniegšanu.

Empīrisks pētījums par 40 lielām Eiropas publisku akciju sabiedrību – banku padomēm, pierāda, ka **lielāks padomes izmērs un mazāks padomes tikšanās reižu skaits** gadā noved pie izteikti lielākiem zaudējumiem krīzes laikā (Battaglia un Gallo, 2017). Tas tikai pierāda, ka padomes locekļiem ir jāpilda savas funkcijas apzināti un pilnībā, nevis tikai butaforiski un ir aktīvi jāiesaistās bankas stratēģisko mērķu izvirzīšanā.

Begley, Purnanandam un Zheng savā pētījumā par pasaules lielākajām bankām arī izceļ būtisku sistēmiskā riska avotu, sevišķi globālās finanšu krīzes periodā, – banku spēju un vēlmi Regulatoram sniedzamajos **pārskatos norādīt zemāku riska aktīvu apjomu** tirdzniecības portfeli nekā patiesībā, šo rīcību iecenojot augstākās nākotnes kapitāla rezervēs, ko kā pārkapumu uzliks Regulators (Begley, Purnanandam un Zheng, 2015). Tas parāda, ka bankas ir ar mieru riskēt, jo

nākotnes “sods” būs krietni mazāks, nekā tagadnes uzņemtais risks. Tas viennozīmīgi ir saistīts ar spēļu teorijas elementu, kur banka vienmēr izdara pirmo gājieni un Regulatoram neatliek nekas cits kā reaģēt (Henderson un Spindler, 2017).

Sistēmisko risku ietekmē arī bankas aktīvu bilances struktūra, piemēram, **augsts kredītu un nemateriālo aktīvu īpatsvars** (Biase un D’Apolito, 2012). Šāda bilances struktūra norāda uz problemātisku spēju īsā termiņā rast likvīdus finanšu aktīvus pēkšņai saistību atmaksāšanai, jo kredīti ir jālikvidē zem to aktīvu vērtības, bet nemateriālajiem aktīviem ir sarežģīti noteikt to patieso tirgus vērtību. Banku sistēmas struktūra kļūst bīstama, ja vairākas bankas sistēmā izvēlas šādu bilances struktūru.

Līdzīgi sistēmisko risku veicina **nelikvīdu aktīvu portfeļu turēšana** (Billio *u.c.*, 2012). Šādi portfeļi rada likviditātes problēmas, kas var novest pie sistēmiskas krīzes. Turklāt sistēmisko risku veicina arī **problemātiskie kredīti vai citi aktīvi**, kas pēc Regulatora prasībām formāli neatbilst problemātiskiem, bet realitātē šie aktīvi ir klasificējami kā problemātiski. Bankas šādā gadījumā izvēlas pagarināt kredīta maksājumu termiņus, piešķirt tā sauktās “kredītu brīvdienas”, lai makslīgi uzlabotu savu investīciju portfeļi.

Aktīvu burbuļi ir dabiska ekonomikas sastāvdaļa. Tomēr banku stratēģiskā vēlme **braukt pa burbuli** (no angļu valodas – “*ride the bubble*”) (Abreu un Brunnermeier, 2003) ne tikai veicina ekonomikas disbalansu, bet arī ierobežo banku investīciju stratēģijas noturību un iespēju laicīgi pieņemt lēmumu pārdot aktīvus pirms burbuļa sprāgšanas. Parasti bankas ir tādā eiforijā no aktīvu vērtības kāpuma burbuļa dēļ, ka tās nespēj paredzēt burbuļa sprāgšanas brīdi. Smagākais nesenais pierādījums tam ir arī 2008.gada globālā finanšu krīze. Banku stratēģija burbuļa laikā **piešķirt papildu kredītlīdzekļus burbuļa skartajai nozarei**, atņemot kredītresursu citām nozarēm, bet burbuļa pārsprāgšanas posmā pārlietu ierobežojot kredītresursu piešķiršanu burbuļa skartajai nozarei rada papildu sistēmisko risku (Langfield un Pagano, 2016), jo **pastiprina kredītcikla amplitūdu**.

Šādas banku padomes, valdes un īpašnieku izvēles iespējas ir iespējamās pamatā pateicoties **banku juridiskajai formai** – bankas investori riskē tikai ar ieguldītā apjoma kopumu (Dell’Ariccia un Ratnovski, 2013), vienlaikus par kredīta plecu izmantojot bez-riska garantētus klientu noguldījumus. Uzņemoties risku, šāda juridiskā forma garantē maksimālos zaudējumus (ieguldītā kapitāla apjomā), kamēr peļņa nav ierobežota. Tieši tādēļ daļa banku īpašnieku, saprotot, ka bankai draud maksātne spēja, izvēlas uzņemties papildus riskus, cerot uz īslaicīgu un strauju peļņu, ko iespējams arī uzreiz izņemt. Arī **kredītoru mažoritātes princips** bankas likvidēšanas gadījumā veicina banku īpašniekus uzņemties pārmērīgu risku.

Mazāk tiek pētīta tieši **juristu loma** sistēmiskā riska veicināšanā, lai arī ar viņu līdzdalību ir iespējams sastādīt sarežģītus strukturētos finanšu darījumus (Gray, 2016), kā arī izvairīties no taisnīgām saistībām. Turklāt juristi bieži ir centrālie atbildīgie par **lobija aktivitāšu** veikšanu.

Ieguvumi no pūļa rīcības, kas attiecīgi veicina sistēmisko risku ir vairāki. Būtiskākais un visbiežāk zinātniskajā literatūrā pieminētais ir lielāka iespējamība krīzes laikā saņemt valsts atbalstu, ja banka ir daļa no “pārāk daudz un lielas, lai ļautu sagrūt” grupas (Cai, 2020), (Giraldo, 2012), (Rüffer, 1999). Nākamais ieguvums ir vēlme samazināt izmaksas un izvairīšanās no kļūdainu lēmumu pieņemšanas, piemēram, sekot citiem ne tikai kreditēšanas stratēģijā, bet pat filiāļu tīkla izveides stratēģijā (Fang *u.c.*, 2019). Savukārt, ja lielākā konkurentu grupā arī pārējie dalībnieki būs pieņēmuši lēmumus, kas rada zaudējumus, samazinās iespēja, ka krīzes periodā būs kāds spēcīgāks un šis spēcīgākais būs spējīgs pārpirkt kļūdījušās bankas (Giraldo, 2012). Vēl viens ieguvums no pūļa rīcības ir reputācijas izmaksu samazināšana jeb “vainas dalīšana” – konkrētā banka netiek sodīta no tirgus dalībniekiem stiprāk kā pārējā grupa par pieļautām neprognozētajām kļūdām (Cai, 2020). Par nozīmīgu ieguvumu izvēlei sekot citām bankām tiek minētas projektu monitoringa un atlasīšanas izmaksu samazinājums, jo banka paļaujas, ka citas pelnītspējīgākas bankas jau ir ieguldījušas lielākus resursus projektu atlasīšanā un kreditējamo nozaru izvēlē (Fang *u.c.*, 2019). Zinātniskajā literatūrā arī runā par šādu ieguvumu no pūļa rīcības: vieglāka un ātrāka lēmumu pieņemšana, kad zaudējumi ir jau paredzami (piemēram, aktīvu norakstīšana) (Haiss, 2010) un vadītājiem ir vieglāk sasniegt labākus peļņas rādītājus, ja tie savos lēmumos seko pelnītspējas līderiem (Avgouleas un Cullen, 2014). Kā norāda 2019. gadā veikts pētījums, tad izteiktāka pūļa rīcība ir lielajām bankām, un tām, kam ir lielāka iespējamība iekļūt tajā banku grupā, kas atbilstu “pārāk lielas un pārāk daudz, lai ļautu sagrūt” (Heo, 2019).

Apskatot faktoros, ko rada bankas, var novērot, ka lielāko daļu no tiem var novērst mainot likumdošanas ietvaru, kā arī veicinot banku iesaisti globālā konkurencē. Daļu no šiem faktoriem risina CRD IV, bet, kā zināms, tad direktīvas tiek **transponētas nacionālo valstu likumdošanās**, izvēloties cik lielā mērā un kā direktīvas pārņem. Tā neuzliek par pienākumu direktīvu pārņemt viens pret vienu.

Iepriekš uzskaitītā banku rīcība saskaņot savu rīcību ar citu banku vai banku grupu sniedz paredzamus ieguvumus, piemēram, iegūta lielāka varbūtība krīzē tikt glābtai, izmaksu samazināšana kreditēšanas politikas izstrādē, ātrāka lēmumu pieņemšana.

Kā nākamais sistēmas aģents tiks aplūkoti noguldītāji un viņu iniciatīvas, kas izraisa sistēmisko risku.

Noguldītāji. Noguldītāji ir sistēmas dalībnieki, kas iegulda savus brīvos līdzekļus bankās un netieši piedalās sistēmiskā riska veidošanā. Lielā mērā banku brīvība uzņemt sistēmisko risku ir atkarīga **no noguldītāju vēlmēm uzraudzīt savus pārvaldāmos līdzekļus** un ticības bankām (jūtīgums pret satricinājumiem tirgū un izvēles izņemt aktīvus no stresa pārņemtās bankas). Tāpēc, lai pasargātu sabiedrības intereses (t.i. noguldītāju), ir ieviests banku regulējošais mehānisms.

Sistēmisko risku tieši veicina pastāvošā **noguldītāju apdrošināšana**, t.i., garantētais noguldījumu atgūšanas princips noguldījumiem līdz kādai noteiktai summai (Laeven, Ratnovski un Tong, 2016). Pastāvot šādai garantijai, noguldītāji pievērš mazāk uzmanības bankas riska profilam, tādejādi bankas izvēlas būt riskantākas, jo no noguldītāju puses netiek sodītas.

Šie paši pētnieki arī norāda – **jo bagātāka valsts** (augstāks IKP uz iedzīvotāju), jo noguldītāji mazāk uztraucas par bankas riska profilu un sevis ieguldītajiem līdzekļiem (Laeven, Ratnovski un Tong, 2016). Attiecīgi bankas nesodītas var izvēlēties riskantākas biznesa stratēģijas.

Arī Rietumu pasaulē izplatītā **fiksētā noguldījumu likme**, t.i., likme, kas nav atkarīga no noguldījuma investīciju objekta atdeves, rada sistēmisko risku. Šādi jau tiek paredzēta **noteikta nākotnes izejošā naudas plūsma**, negarantējot nākotnes ienākošo naudas plūsmu. Bankas ir spiestas uz sevi uzņemt zaudējumus, ja investīcijas aktīvos nav radījušas pietiekami lielu peļņu. Tas rada iniciatīvu uzņemt pārlieku risku, tai skaitā, veidot korelētu investīciju portfeli ar citām bankām. Piemēram, islāma finansēšanas principi aizliedz iepriekš noteikt peļņas likmi – peļņas sadalē visi investori uzņemas risku, tas ir, risku ciest zaudējumus, ja investīcijas ir neveiksmīgas.

Ir secināms, ka, lai gan noguldītāju izvēles rada sistēmisko risku, tomēr šo aģentu spēja veicināt sistēmisko risku ir vismazākā pret pārējo sistēmas aģentu spēju sekmēt sistēmisko risku.

Nodaļas turpinājumā tiks aplūkots Regulators kā otrs svarīgākais aģents, kas veicina sistēmiskā riska veidošanos banku nozarē.

Regulators. Ar Regulatoru promocijas darbā tiek saprasts gan banku uzraugs un likumdošanas ietvara uzraugs (izpildvara), gan arī pēdējās instances aizdevējs (no angļu valodas – “*lender of last resort*”). Mazās atvērtās ekonomikās šīs divas funkcijas var būt gan koordinēti nodalītas divās institūcijās, gan arī apvienota vienā institūcijā (Lietuvas centrālās bankas gadījumā).

Regulatora **mērķis** ir minimizēt krīžu un banku kapitāla sagaidāmās sociālās izmaksas (Danielsson *u.c.*, 2016a). Turklāt Regulatoram ir jākalpo ilgtermiņa sabiedrības interesēm, pat ja tās saduras ar banku nozares aģentu ilgtermiņa un īstermiņa interesēm.

2018. gadā (Colletaz, Leveuge un Popescu, 2018) veikts pētījums parāda, ka **monetārā politika ilgā periodā ietekmē sistēmiskā riska līmeni** (tā izskaidro 75-100% no abu rādītāju savstarpējās ietekmējamības), kamēr ļoti īsā laika periodā šāda savstarpējā ietekmējamība netiek novērota. Turklāt saskaņā ar iepriekšminēto pētījumu pirms globālās finanšu krīzes sistēmiskais risks neietekmēja ECB monetāro politiku (Colletaz, Leveuge un Popescu, 2018). *Benoit un citi*, 2017 savā pētījumā norāda, ka *Bāzeles III* vienošanās un citas veiktās reformas veicina bankas uzņemt vienādus un korelētos riskus, jo, piemēram, **stresa testos** labāk veicas tām bankām, kas **spēj izturēt vienotus šokus** ar līdzīgu kapitāla struktūru, tādejādi atturot bankas no atšķirīgu stratēģiju īstenošanas (Benoit *u.c.*, 2017).

Kā norāda pētījums, tad tieši **nepilnvērtīga kapitāla regulācija** bija par pamatu sistēmiskā riska pieaugumam periodos pirms un pēc krīzes (Kleinow, Horsch un Garcia-Molina, 2017). To apstiprina arī cits pētījums, kur analizētas ES un Ziemeļamerikas bankas, – sistēmisko risku ir iespējams samazināt, ja tiek ievērotas striktākas kapitāla prasības, tiek noteiktas nozares īpatnībām atbilstošas kapitāla rezerves un precikliska kapitāla prasība, un “aizdevuma apkalpošanas izmaksas pret ieņēmumiem no aizdevuma” rādītāja griesti (Andries, Melnic un Nistor, 2018).

Lai arī Regulatoram ir **vara sodīt bankas** par likumdošanas pārkāpumiem, vai labās prakses neievērošanu, vēl joprojām bankas **sodu uztver kā opciju**, nevis kā funkciju no izdarītā pārkāpuma apmēra. Regulatora uzdevums ir izpētīt un piešķirt *soda punktus* par sistēmiskumu, lai ierobežotu banku vēlmi uzņemties pārlietu lielu sistēmisko risku. Ievērojot, ka sistēmiskā riska specifiskais noregulējums ir salīdzinoši nesens un juridiskajā un likumdošanas praksē vēl nav nostiprinājies mehānisms, bankas un citas iestādes, kas tiek atzītas par sistēmiski nozīmīgām **vēlētos apstrīdēt** Regulatora pieņemtos lēmumus, tomēr, baidoties no represijām un sabiedrības uzticības zaudēšanas izvēlas nevērsties tiesā. Tomēr par šādu soli, t.i., apstrīdēt tiesā apdrošinātājam piemēroto sistēmiski nozīmīgas iestādes uzraudzības ietvaru, izšķīrās ASV bāzētais *MetLife* (Bloomberg News, 2015). Jāatzīst gan, ka kopš tiesāšanās brīža *MetLife* ir piedzīvojis dažādas biznesa pelnītspējas problēmas, piemēram, pārāk augstu aizņemšanās līmeni, darbības pārstrukturēšana un diskriminējošas dzimumu politikas piemērošana riska parakstīšanas procesā.

Tomēr arī Regulatora apzināta vai neapzināta rīcība veicina sistēmisko risku, piemēram, Regulatora **preference pret konkrētiem aktīvu kvalitātes veidiem** kā AAA tipa parāda vērtspapīri (Black *u.c.*, 2016), (Jobst, 2012). Ja tirgū pēkšņi iestājas krīzes situācija, un konkrēti turētie aktīvi zaudē savu vērtību piešķirtā reitinga krituma dēļ vai tie kļūst par deficītu tirgū – tas rada bankām papildu spiedienu nodrošināt likviditāti un regulatīvās prasības. Ja jau bankas esošajā investīciju portfeli daļai vērtspapīru tiek samazināts kredītreitings, tad banka ir spiesta pārdot konkrētos vērtspapīrus, visticamāk ar būtisku atlaidi, jo vērtspapīru kvalitātes prasības ir attiecināmas pret visām uzraugāmajām bankām. Spiediens rodas arī no otras puses, jo bankām ir jāaizstāj vērtspapīri, kuriem ir kritusies vērtība, ar citiem augstas kvalitātes vērtspapīriem pēc kuriem palielinās pieprasījums. Pēkšņi tirgū lielākajai daļai ir nepieciešami nepietiekamā apjomā pieejami vērtspapīri par ļoti augstu cenu un pat ar negatīvu ienesīgumu. Vācijas un arī citu Eiropas valstu parādzīmes ilgāku laika periodu (2015.g.) regulatīvo izmaiņu ietekmē, t.i., eiro zonā tika veikti stresa testi, bija ar negatīvu ienesīgumu (*Germany 1-Year Bond Yield*, 2020), jo skaitījās ļoti drošas un lielākā daļa banku regulatīvo prasību ietekmē turēja tieši šo valstu parādzīmes. Tas radīja tirgus deficītu pēc šīm parādzīmēm. Bankas tikmēr ir spiestas šos vērtspapīrus pirkt un ciest zaudējumus turot šos aktīvus, jo tādas ir regulatīvās prasības. Šāda Regulatora prasība multiplicē banku savstarpējās saiknes un aktīvu apjoma, kā arī aizvietojamības sistēmiskā riska kanālus.

Kā norāda gan Starptautiskā norēķinu banka, gan Starptautiskais Valūtas fonds un Finanšu stabilitātes padome, tad bankām, **no Regulatora publiskas vai nepubliskas komunikācijas uzzinot kritērijus**, pēc kādiem Regulators vērtē sistēmisko nozīmību, var rasties iniciatīva apiet vai tieši otrādi izpildīt šos kritērijus un iegūt vai tieši otrādi izvairīties no kļūšanas par sistēmiski nozīmīgu iestādi (International Monetary Fund, Bank for International Settlements and Financial Stability Board, 2009). Tas, piemēram, iespējams bankām vai nu samazinot vai tieši otrādi audzējot vietējo ekspozīciju, vairot pārrobežu darbību, pastiprināti izmantot atvasinātos finanšu instrumentus. Lai arī ir pagājuši vairāk nekā desmit gadi pēc SVF un BIS publicētajiem pamatprincipiem, tomēr galvenais “soda” veids, lai ierobežotu bankas uzņemties sistēmisko risku, ir papildus kapitāla prasība nevis reāls nodoklis par sistēmisko nozīmību. Turklāt, BIS vēl joprojām uzskata, ka ar savu politiku rada iniciatīvas globāli sistēmiski nozīmīgām bankām **mazināt savu sistēmisko nozīmību** (Basel Committee on Banking Supervision, 2018). Vienlaikus, pētnieki atzīst, ka Bāzeles IV (jeb papildinātā Bāzele III) prasības radīs bankām nepieciešamību piesaistīt papildu 120 miljardus eiro kapitāla un banku kapitāla atdeve samazināsies par 0.6 procentpunktiem, ja tās nemainīs savu biznesa stratēģiju sistēmiskā riska pārvaldīšanai (Koch *u.c.*, 2017).

Cits faktors, kas veicina sistēmisko risku ir Regulatora **nespēja pārraudzīt finanšu inovācijas** (Guerra *u.c.*, 2013) un laicīgi novērst riskus, ko tās rada. Šī ir objektīva problēma, jo finanšu inovācijas rodas ātrāk nekā tiek radīts regulatīvais ietvars. Turklāt inovācijas, lai tās nostiprinātos un izdzīvotu, sākuma posmā nedrīkst tikt pārlietu ierobežotas. Vienlaikus, finanšu inovācija – kredītu atvasināto instrumentu – risku izpratnes un regulējuma trūkums bija par pamatu globālajai finanšu krīzei.

Arī **neobjektīva** (no angļu valodas – “*biased*”) **banku glābšana**, tai skaitā preference glābt konkrētu banku tipu vai pat lobija ietekme uz lēmuma pieņemšanu, un **paaugstināta iecietība** regulatīvo prasību piemērošanā pret vietējām bankām (Garratt, Webber un Willison, 2012) un sistēmiski nozīmīgām iestādēm (Espinosa-Vega *u.c.*, 2011) veicina sistēmisko risku. Kamēr pastāvēs vismazākā regulatīvās vides **arbitrāžas iespējamība** un Regulatora preference pēc konkrētā tipa, piemēram, mājas tirgus aktīviem, un bankas par to nojautīs - tās centīsies izmantot šo nekonekvenci savā labā – tai skaitā vietējām bankām izvēloties pastiprināti uzņemties sistēmiskos riskus. Šāda Regulatora labvēlība vai **savstarpēja slēgta tipa informācijas apmaiņa ar kāda noteikta tipa bankām** tiek apšaubīta arī publiski (Lindeberg, 2018), jo var nostādīt šīs bankas preferenciālā stāvoklī pret pārējiem tirgus dalībniekiem.

Kā norāda pētnieki, tad Eiropas Regulatori biežāk izvēlas **krīzē nonākušās bankas apvienot** vai ļaut citām bankām īstenot to **pārņemšanu**, nevis šīs bankas **likvidēt** (Langfield un Pagano, 2016). Šāds scenārijs sistēmas aģentiem nav tik postošs un, tādejādi, veicina nepamatotu toleranci pret riskantākām bankām. Kā norāda pētnieki, efektīva banku glābšana sniedzot garantijas, nevis uzpērkot

priekšrocības akcijas (no angļu valodas – “*preffered equity*”) tieši sistēmiskās krīzes periodā tiek atzīta par efektīvāko līdzekli (Berger, Roman un Sedunov, 2017).

Ļoti svarīgs faktors ir arī Regulatora spēja panākt, ka **regulējamie subjekti ievēro regulatīvās prasības pilnībā**, nevis ielaižas ilgos strīdos vai citādi apiet šīs prasības. Šāda minstināšanās vai kavēšanās diskreditē Regulatora varas pozīcijas un veicina banku arbitrāžas iespējas.

Aktīvs jautājums mazās ekonomikās ir arī **banku iespējamā vara ietekmēt** Regulatora lēmumus – visticamāk, ka daļai banku ir tik liela ietekme politiskās dienaskārtības noteikšanā, ka Regulatora neatkarība ir tikai juridiska, ne faktiskā.

Ja regulatīvais ietvars kādā jurisdikcijā ir pārāk stingrs, tad **brīvas konkurences ietvaros** bankas var izvēlēties alternatīvu pakalpojumu sniegšanas veidu nenodibinot vietējo banku, piemēram, sniedzot pakalpojumus tiešsaistē vai caur bankas pārstāvniecību, t.i., filiāli. Šādos gadījumos bankas piedalās sistēmiskā riska veicināšanā, bet vietējā Regulatora vara uzraudzīt konkrētās bankas rīcību ir ierobežota.

Šis faktors noved pie nākamā ļoti saistītā faktora – **Regulatoru savstarpējā konkurence** globalizācijas un brīvas kapitāla plūsmas apstākļos. Mazām, atvērtām ekonomikām šis faktors ir pat ļoti izšķirošs. Turklāt Eiropā, pastāvot vienotajai monetārajai savienībai, bankai izvēlēties sniegt pārrobežu pakalpojumus ir ļoti viegli un pievilcīgi. Ārēju spiedienu rezultātā Regulators tiek netieši mudināts ievērot paaugstinātu iecietību pret tautsaimniecībai nozīmīgām bankām, vai bankām, kas rada pievienoto vērtību. Šādi faktori ierobežo Regulatora spēju būt neatkarīgam, jo faktiski **starp valstu Regulatoriem notiek cīņa par kapitāla piesaisti banku formā**. Daļā valstu Regulatora funkcijas arī tiek finansētas no uzraugāmo tirgus dalībnieku obligāti veicamajām iemaksām, kas ir papildu stimuls nezaudēt esošos tirgus dalībniekus.

Nopietns Eiropas mazas, atvērtas ekonomikas Regulatora neatkarību ietekmējošs faktors ir **ciešā regulatīvā sasaiste ar augstāk stāvošām** Eiropas līmeņa pārraudzības iestādēm, tādas kā Eiropas Centrālā Banka, Eiropas Banku iestāde, Eiropas Sistēmisko risku kolēģija, kas Regulatora vietā izveido likumdošanas ietvaru, ar kurām ir jāsaskaņo plānotās regulatīvās darbības. Šāds **saskaņošanas process parasti ir laikietilpīgs** un sistēmiskā riska iestāšanās gadījumā var veicināt sistēmiskā riska seku izplatīšanos. Turklāt, lai arī tiek uzskatīts, ka šādās starpvalstu organizācijās ir kompetenču koncentrācija, tomēr reizēm šādās iestādēs pastāv ļoti **subjektīvs un tendenciozs viedoklis** par reģiona valstu banku sistēmu īpatnībām. Tas bieži ir saistīts **ar izpratnes trūkumu** par mazo valstu ekonomikas uzbūvi un spēju radīt pievienoto vērtību atšķirīgā, bet produktīvā veidā.

Faktors, kas ietekmē Regulatora spēju efektīvi pārraudzīt sistēmisko risku, kas izplatīts tieši mazās ekonomikās, ir **Regulatora padomes pārvēlējamība** – padomes locekļu amati pārsvarā ir terminēti un tos ievēlē parlaments, tādejādi Regulatora padomei var rasties neobjektīva iniciatīva pieņemt tādus lēmumus, kas būtu labvēlīgi konkrēto partiju, un to sponsoru, vēlmēm.

Kopumā var redzēt, ka sistēmisko risku visvairāk ietekmē Regulatora darbības vai bezdarbības, kā arī Regulatora *de facto* neatkarības līmenis pieņemt patstāvīgus lēmumus, neietekmējoties no dažādiem sistēmas aģentiem. Šie faktori arī skaidri parāda nepieciešamību nodrošināt līdzsvaru starp Regulatora brīvību pieņemt lēmumus un pārraudzību, lai Regulators rīkotos sabiedrības interesēs, kā arī pietiekamus resursus kompetences palielināšanai un funkciju veikšanai.

Likumdevējs. Salīdzinoši maz apskatīts aģents sistēmiskā riska ietvaros ir Likumdevējs un tā vara, tomēr gan nacionālā līmenī, gan Eiropā Eiropas Parlamenta līmenī tieši parlaments ir tas, kas pieņem likumdošanas vadlīnijas sistēmiskā riska pārvaldībai. Tieši no nacionālajā parlamentā ievēlētajiem politiķiem ir atkarīgs, kā tiks transponēti starptautiskie standarti sistēmiskā riska pārvaldei, t.i., vai pilnībā vai tikai daļēji. Tieši šajā posmā visspēcīgāk iezīmējas mazas ekonomikas ievainojamība pret lielām bankām un to lobiju – politiķi var tikt **vieglāk ietekmēti**. Šo faktu arī parāda *Langfield un Pagano* savā 2016.gada publikācijā – bankām spējot iegūt dominējošu stāvokli tirgū, jo Eiropas valstu valdības iepriekš ir īpaši stimulējušas lielu un universālu banku veidošanos un attīstību, tām ir lielāka lobija vara panākt labvēlīgākus lēmumus pār politiķiem (Langfield un Pagano, 2016). Šo jautājumu varētu risināt unificēta likumdošanas bāze Eiropas līmenī.

Svarīgs faktors sistēmiskā riska pārraudzības juridiskā ietvara izstrādē ir arī parlamenta **deputātu izpratnes un izglītības līmenis**, lai korekti spētu izvērtēt nepieciešamos grozījumus un uzlabojumus. Jāatzīmē, ka līdzīgi kā citos jautājumos, arī sistēmiskā riska pārvaldes likumdošanu ietekmē **politiskais cikls** un deputātu vēlme tikt pārvēlētiem, tādejādi pirms vēlēšanām var publiski izpausties politiķu vēlme pastiprināt sistēmiskā riska pārraudzību, kas atkal negatīvi var ietekmēt sistēmisko risku un banku attieksmi pret to.

Būtisks sistēmiskā riska veicināšanas faktors ir likumdošanā pastāvošais **favorītisma** princips – pateicoties lobijam, esošais regulatīvais regulējums ir labvēlīgāks esošajiem tirgus dalībniekiem (Henderson un Spindler, 2017), pie tam, bieži uzliekot papildus barjeras (un bieži tādas, kas nebija piemērojamas iepriekš) tiem dalībniekiem, kas vēlētos ienākt tirgū, tādejādi šos potenciālos dalībniekus atturot no ieiešanas tirgū.

Kā ievērojamākais likumdošanas faktors ir nodokļu likumdošanā iestrādātā preference, lai uzņēmums, finansējot investīciju projektu, izmanto kreditēšanu, nevis iekšējo kapitālu (pastāvošais **nodokļu vairogs**) (de Mooij un Hebous, 2017), (Roe un Troge, 2017). Šādi jau pašā pamatā tiek veicināta uzņēmumu atkarība no bankām. Mazā ekonomikā, pastāvot šādam nodokļu vairogam, bankas netiek stimulētas diversificēt savus aktīvus (izņemot koncentrācijas riska ierobežojumi, t.sk., aktīvu klašu limiti), jo pastāv likumdošanas garants, ka uzņēmumi, neskatoties uz citiem faktoriem, turpinās izmantot banku finansējumu. Turklāt atsevišķās jurisdikcijās pastāv nodokļu vairogs

iedzīvotāju ienākuma nodokļa veidā par nekustamā īpašuma aizņēmumu (Perez, 2017), kas papildus veicina paaugstinātu hipotekāro kredītu portfeļa augstu īpatsvaru kopējos bankas aktīvos.

Sistēmiskā riska likumdošanas ietvaram ir jābūt pietiekami **elastīgam**, lai tas spētu pielāgoties ekonomikas cikliskumam, vienlaikus dodot pietiekamu brīvību Regulatoram īstenot visus tā rīcībā esošos līdzekļus sistēmiskā riska pārraudzībai un ietekmēšanai. Turklāt ir nepieciešams uzlabot likumdošanas ietvaru, **paverot iespēju vienkāršāk, lētāk un reālistiskāk ierosināt un izvest tiesas procesus** (gan privātpersonām, gan valstij) pret banku pārkāpumiem, jo, kā norāda *Henderson* un *Spindler* šādi tiesas procesi ir ļoti, ļoti reti (Henderson un Spindler, 2017).

Būtiski atzīmēt, ka likumdevējam ir liela spēja netieši veicināt sistēmisko risku. Promocijas darba autore izdara secinājumu, ka identificētie 3 sistēmas aģenti ne tikai savstarpēji mijiedarbojas, bet bieži tiem ir pretējas intereses, kas ir jāņem vērā ne tikai pētot, bet arī ierobežojot sistēmisko risku. Svarīgi ievērot arī katra aģenta varas pakāpi pār citiem sistēmas aģentiem, kas var būt izšķiroši sistēmiskā riska analīzē. Promocijas darba turpinājumā tiks aplūkoti ar tirgu saistītie faktori, kas ietekmē sistēmisko risku.

Tirgus. Ar tirgu saistītos faktoros var iedalīt strukturālos un cikliskos. Strukturālie pastāv neatkarīgi no ekonomiskā cikla. Tos var ietekmēt tikai fundamentāli mainot tirgus iekārtu – vai nu ar likumdošanas palīdzību, vai citādi, piemēram, vienojoties par citām prioritātēm tirgus dalībniekiem, vai ienākot tirgū citiem, parasti spēcīgākiem ārvalstu spēlētājiem.

Kā pierāda 2017. gadā veikts pētījums, tad dažādos ekonomikas ciklos sistēmisko risku veicina dažādi faktori. *Kleinow, Horsch* un *Garcia-Molina* atklāj, ka 2003.-2005.gadā sistēmisko risku veicināja nepilnvērtīga kapitāla regulācija, kamēr globālās finanšu krīzes laikā (2006.-2011.g.) sistēmisko risku veicināja tā daļa banku tirgus, kurām jau iepriekš tika prognozēti zemi ieņēmumi un kurām bija stabila noguldījumu pārvaldība; – pēc-krīzes periodā nepilnvērtīga kapitāla regulācija atkal bija nozīmīgs sistēmiskā riska veicināšanas faktors (Kleinow, Horsch un Garcia-Molina, 2017). Šis fakts tikai parāda, ka sistēmisko risku veidojošie faktori mainās, mainoties ekonomikas ciklam. Tieši tādēļ ir svarīgi atdalīt strukturālos no cikliskajiem sistēmiskā riska veidojošiem ar tirgu saistītiem faktoriem.

Strukturālie tirgus faktori. Kā viens no centrālajiem strukturālajiem faktoriem ir **globalizācijas esamība un ekonomikas atvērtība un ciešā sasaiste ar citām ekonomikām**. Tas noved pie tā, ka sistēmiskais risks tiek pārņemts no vienas ekonomikas uz otru, un maza ekonomika visbiežāk **sistēmiskos šokus importē no citām, lielākām ekonomikām**. Tomēr empīrisks pētījums par Norvēģijas un Zviedrijas ekonomikām nepierāda šo tendenci – 2018. gadā veikts pētījums parādīja, ka Norvēģijas un Zviedrijas ekonomikas maz ietekmējas no ASV akciju tirgū notiekošā (Zheng un Song, 2018). Šāds rezultāts gan varētu arī tikt izskaidrots ar to, ka Norvēģija un Zviedrija var netikt uzskatītas par patiešām mazām ekonomikām. Vienlaikus ir jāņem vērā priekšnoteikums,

ka Eiropā ir izveidojušies reģionāli tirgi, kas savā starpā maz ietekmējas, bet viena reģiona ietvaros ekonomikas ir ļoti līdzatkarīgas, piemēram, Ziemeļvalstu – Baltijas valstu reģionālais tirgus, Centrāleiropas un Dienvidaustrumu Eiropas reģionālais tirgus. Savukārt analizējot 26 lielāko ekonomiku banku finanšu plūsmas uz 119 saņēmējvalstu bankām, tiek secināts, ka kopumā šīs banku savstarpējās starpvalstu **finanšu plūsmas kalpo par iemeslu sistēmiskā riska samazinājumam lielajās bankās**, jo paaugstina aktīvu kvalitāti, aktīvu pārvaldīšanas efektivitāti un samazina atkarību no netradicionāliem ienākumu veidiem; sistēmiskais risks tiek aprēķināts pēc SRISK metodoloģijas, izmantojot *NYU-Stern Volatility institute* datus (Karolyi, Sedunov un Taboada, 2017).

Arī salīdzinoši jauns ekonomiski-juridisks veidojums kā **vienotā eiro zonas monetārā politika un vienotais tirgus** ietekmē sistēmisko risku. Vienota politika un brīva kapitāla plūsma vienotā tirgus ietvarā, vienlaikus pastāvot dažādām banku nozares regulējumu niansēm, sniedz brīvu iespēju arbitrāžai. Turklāt banka brīvi var veidot sistēmisko risku citā valstī, kur darbojas pēc pārrobežu principa, bet kura nepakļaujas vietējai regulēšanai.

Strukturālos tirgus faktoros, kas veicina sistēmisko risku, ietilpst arī ir **nepilnīgs tirgus un nepilnīgi darījumu līgumi**, kas attiecīgi noved pie pārāk striktas regulācijas un pārāk augstiem kapitāla buferiem (Allen un Gale, 2006). Nepilnīga tirgus koncepts nozīmē, ka nav iespējama optimāla aktīvu pārdale ik brīdī, tas ietver arī ierobežotas likviditātes principu un arī asimetriskas informācijas pastāvēšanu. Nepilnīgu darījumu līgumu koncepts nozīmē ne tikai līgumisko attiecību pilnīgu neatrunāšanu, bet arī valsts iestāžu ierobežoto spēju nodrošināt līgumisko saistību izpildi. Jo **savienotāka sistēma**, jo šokiem ir vieglāk sadalīties pa visu sistēmu, tādejādi šokam neesot kritiskam daļai banku. To parāda arī 2019. gadā veikts pētījums par ASV pastāvošo banku tīkla izturību 19.gs. 60-tajos gados (Paddrik, Anderson un Wang, 2019). Tieši nepilnīgs tirgus noved pie arbitrāžas iespējām un “bezatbildīgas rīcības” (no angļu valodas – “*moral hazard*”). Tāpēc, piemēram, *Brunnermeier* un *Cheridito*, 2019, piedāvā ieviest **sistēmiskā riska atļauju izsoles**, tādā veidā ieviešot tirgus cenu sistēmiskajam riskam, vienlaikus to efektīvi ierobežojot (*Brunnermeier* un *Cheridito*, 2019), līdzīgi kā tas ir ar CO₂ emisiju kvotu tirdzniecību ES.

Sistēmiskā riska teorijai aktuāla ir arī parazītisma (no angļu valodas – “*free rading*”) problēma – bankām izdevīgāk ir turēt **nelikvīdus aktīvus**, jo to ienesīgums ir augstāks, tomēr likviditāte (un to nodrošinošie likvīdie aktīvi) ir īpaši nozīmīga šoka gadījumā, kad pārējo aktīvu vērtība strauji samazinās, jo nodrošina spēju apmierināt noguldītāju pieprasījumus pārtraukt līgumus. Tāpēc ir jāierobežo banku vēlme paļauties uz pārējām bankām, ka pārējās bankas krīzes situācijā būs spējīgas ātri un lēti aizdot naudu. Pastāvot šādai pūļa uztverei, realitātē lielākā daļa no banku nozares dalībniekiem izvēlas turēt maksimāli nelikvīdus aktīvus (*Benoit u.c.*, 2017).

Arī **kredītu atvasinātu instrumentu izplatība** tirgū veicina sistēmisko risku (*Kiff u.c.*, 2009). Tieši caur kredītu atvasinātajiem instrumentiem bankas savā starpā veicina netiešo savstarpējo

saistību gan korelētu aktīvu veidā, gan vēl izteiktāk korelējot savu investīciju portfeli ar citu banku investīciju atdevi.

Sistēmisko risku veicina arī **īpaši konkurējošs** banku tirgus, kur bankām paaugstinātu risku dēļ, ir jāuztur lielākas kapitāla rezerves (Beck, De Jonghe un Schepens, 2013). Ciešā konkurencē bankas ir spiestas uzņemties pārlietu augstu risku, lai nodrošinātu pietiekamu peļņas maržu, kas noved pie “bezatbildīgas rīcības” un ciešas līdzatkarības, kas bankas padara vienādi uzņēmīgas pret ārējiem šokiem.

Ja tirgū pastāv **kāda no sistēmiski nozīmīgām iestādēm** (“Pārāk liela, lai ļautu bankrotēt”, “Pārāk savienota, lai ļautu bankrotēt” un “Pārāk nozīmīga, lai ļautu bankrotēt”), tad šis fakts vien kalpo par pamatu sistēmiskā riska pieaugumam (Kuziak, 2016), jo rada iniciatīvu citām bankām iegūt šādu statusu, vai speciāli kļūt par šo banku nozīmīgu darījuma partneri, kas netieši ļautu bankām pretendēt uz līdzīgām garantijām, vienlaikus netiekot sodītām par sistēmiskā riska tiešu veidošanu.

Arī **mazattīstīts kapitāla tirgus kombinācijā ar dažiem lielajiem uzņēmumiem** veicina sistēmisko risku (Petrovska un Bojāre, 2018), jo bankas savā starpā ir spiestas cīnīties par šiem uzņēmumiem (iespēju tos finansēt), un attiecīgi bankām ir ierobežotas iespējas diversificēt savus investīciju portfeļus, kā rezultātā tie kļūst korelētāki. Mazām ekonomikām piederīgas bankas reti izvēlas strādāt dažādos starpvalstu tirgos, jo pirmkārt, tām trūkst zināšanu par citiem tirgiem, kas palīdzētu sekmīgi tajos konkurēt, un otrkārt, tām bieži trūkst kapitāla, lai ieietu citos tirgos. Arī tirgus otra puse – uzņēmēju vēlme aizņemties un kopējā ticība bankām ietekmē sistēmisko risku. Tas izpaužas kā selektīvs banku kredītu portfelis, jo tie uzņēmumi, kas “apdedzinājušies” iepriekšējā banku krīzē **vairs neizvēlas banku kredītus**, pat, ja to finansiālais stāvoklis atbilstu banku kreditēšanas politikai. Rezultātā banku kredītportfelis ir mazāk diversificēts.

Apskatot tirgus struktūru, svarīgi arī minēt **globālu banku meitu banku izplatību konkrētajā mazajā, atvērtaajā ekonomikā**. Šādas meitas bankas var nepakļauties Regulatora politikai mazināt sistēmisko risku, jo saņem kapitāla atbalstu no mātes bankas un tādejādi var tīši veicināt sistēmisko risku. Turklāt krīzes laikā meitu bankas var saņemt rīkojumu no mātes bankas maksimāli atgriezt līdzekļus mātes bankā un veicināt izsniegto kredītu atsaukšanu, un tai sekojošo tirgū notiekošo ārkārtas pārdošanu (no angļu valodas – “*fire sale*”), kā tas notika jaunattīstības valstīs globālās finanšu krīzes laikā (Allen *u.c.*, 2011). Vienlaikus, kā norāda tā pati pētnieku grupa, centrālās un Austrumeiropas meitu bankās šāds rīkojums atgriezt līdzekļus mātes bankās globālās finanšu krīzes laikā nesevoja (Allen *u.c.*, 2011).

Vienlaikus mūsdienu pētījumi pat pieskaras **relīģijas nozīmei** sistēmiskā riska izcelsmē. ASV veikts pētījums parāda, ka reģionos, kas ir reliģiozāki, ir novērots zemāks banku akciju cenas svārstīgums, zemākas ekstrēmu gadījumu varbūtības, kā arī mazāka iespējamība bankām piedzīvot finanšu grūtības (Adhikari un Agrawal, 2016).

Pateicoties tehnoloģisko risinājumu nozīmes pieaugumam, lai nodrošinātu efektīvu finanšu sistēmas darbību, **kiber-risks** jeb kibernoziēgumi var izraisīt sistēmisku notikumu. It sevišķi, ja šie noziēgumi spēj apdraudēt raitu banku nozares funkcionēšanu. Kiber-noziēdzniekiem uzbrukumi banku nozares ir sevišķi pievilcīgi, jo tie ir gaužām ienesīgi, jo banku nozarē viena no galvenajām vērtībām ir klientu pārliecība par bankas drošumu un noturību pret uzbrukumiem. Tādēļ sistēmisko risku ietekmē arī banku spēja stāties pretī kiber-draudiem. Tas ietver ne tikai maksājumu sistēmu tehnoloģisko attīstību un klientu datu sargāšanu bankas iekšienē, bet arī valstu rīcības plānu izstrādi un kibernetisku uzbrukumu scenāriju testēšanu. Lai arī oficiāli Regulatori vēl neatzīst kibernetisku par sistēmiskā riska komponenti (Warren, Kaivanto un Prince, 2018), tomēr aizvien plašāk izplatās tehnoloģisko hakeru uzņēmumu serviss testēt banku ievainojamību un pieaug banku izdevumi pretošanās spējas uzlabošanai pret kibernetiskiem uzbrukumiem. Turklāt, pēc *Deloitte* veiktās aptaujas – vairāk par bankām pretošanās spēju uzlabošanai tērē tikai biržas un citas *klīringa iestādes* (no angļu valodas – “*clearing houses*”) (Friedman un Gokhale, 2019).

Mainoties ģeopolitiskajiem uzskatiem un ārēja politiska spiediena dēļ mainās arī banku nozares uztvere pret **naudas atmazgāšanu** un terorisma finansēšanu kā nosodāmu rīcību. Stratēģijas, kas iepriekš bija sociāli pieņemamas, pašreiz ir kļuvušas par nosodāmām, kā rezultātā ne tikai Baltijas un Skandināvijas, bet arī Eiropas bankas piedzīvo pastiprinātas uzraugu un tiesīb-sargājošo iestāžu pārbaudes un miljardos eiro mērāmus sodus par NILLTPFN kontroļu pārkāpumiem (Vaish, 2019). Šādi masveida skandāli var novest pie sistēmiskas krīzes, kad zūd investoru un noguldītāju uzticība bankām un tām var rasties problēmas veikt savas funkcijas kā ierasts. Šo skandālu dēļ, piemēram, Eiropas banku akciju cenu indekss “*STOXX® Europe 600 Banks*”(SX7P) no 2018. gada janvāra līdz 2019. gada augustam, bija zaudējis 40% savas vērtības (*STOXX® Europe 600 Banks*, 2019). Ja tirgus kapitalizācija strauji krīt, tas rada spiedienu uz banku bilancēm gan pasīvu pusē – bankai ir jānodrošina kopējais kapitalizācijas līmenis, kā rezultātā bankas īpašniekiem ir jāpārvērš otrā līmeņa kapitāls pirmajā, vai jāiegulda papildus savi līdzekļi banku pamatkapitālā; gan aktīvu pusē, kur ir novērojama ilgstoša “*atteikšanās no riska*” politika. Turklāt, pateicoties asimetriskai informācijai un nepatiesas informācijas izplatīšanās ierosinātai investoru un noguldītāju panikai, viegli var ciest arī bankas, kurās tieši neizpaužas konkrētais risks vai nav nepilnīgas procedūras naudas atmazgāšanas novēršanai.

No iepriekš aplūkotā ir secināms, ka strukturālie tirgus uzstādījumi ir būtisks sistēmiskā riska veicinātājs, turklāt, šos uzstādījumus ir arī visgrūtāk mainīt īstermiņā. Nodaļas turpinājumā tiks ieskicēti cikliskie tirgus riski, kas veicina sistēmisko risku.

Cikliskie tirgus faktori. Cikliskie tirgus faktori darbojas kā kredītplēcs – tie multiplicē zaudējumus no sistēmiskā notikuma vai sistēmiskā riska. Parasti tie vis-izteiktāk izpaužas pat **tieši**

pirms paša sistēmiskā notikuma; momentā, kad jau iestājas sistēmiskais risks, cikliskie faktori jau ir samazinājuši savu lomu notikuma izraisīšanā.

Mazai atvērtai ekonomikai sistēmisko risku veicina vietējā valūtas kursa vērtības pieauguma izraisīta **tirdzniecības konkurētspējas pasliktināšanās** (Lund-Jensen, 2012). Šādā gadījumā bankas tiek vairāk pakļautas ārējiem riskiem, jo sevišķi tās bankas, kuru aktīvu portfeļi lielā mērā ir atkarīgi no tirdzniecības finansēšanas.

Sistēmisko risku arī veicina **zemu procentu likmju un zema riska vide** (Colletaz, Levieuge un Popescu, 2018). Bankām ir daudz grūtāk būt pelnītspējīgām un piesaistīt investorus, tādēļ tās izvēlas riskantākus projektus, kurus standarta situācijā neuzņemtos kreditēt, kā arī izvēlas imitēt viens otra investīciju portfeļus, kā rezultātā veidojas ciešāka savstarpējā līdzatkarība.

Kā norāda *Acharya un Thakor* savā pētījumā, tad atkarībā no **biznesa cikla fāzēm mainās banku risku novērtējums** un arī investori risku ceno dažādi, tādejādi, mainoties biznesa ciklam, mainās arī banku aktīvu savstarpējās korelācijas un sistēmiskais risks (Acharya un Thakor, 2016). Risku novērtējums ietekmē banku kredītu izsniegšanas politiku. Ekonomikas augšupejā tiek pavājināti kredītu izsniegšanas principi un tiek akceptēti riskantāki projekti ar zemāku investīciju atdeves normu.

Kopsavilkums par sistēmiskā riska veicinošiem faktoriem ir redzams tabulā nr.1.3.

Sistēmisko risku veicinošie faktori zinātniskajā literatūrā

Avots	Faktori
Bankas	<ul style="list-style-type: none"> • Banku aktīvu apmērs un aktīvu savstarpējā korelācija; • Pārmērīgu risku uzņemšanās, ja banka zina, ka tā ir sistēmiski nozīmīga; • Īpašnieku vēlme, lai bankas aktīvi būtu korelēti ar citu sistēmiski nozīmīgu banku aktīviem; • Augstākā līmeņa vadītāju vēlme pēc lielākas peļņas; • Dalība sindicētos aizdevumos, kas veicina starp-banku investīciju portfeļu pārklāšanos; • Pūļa rīcība, kas veicina prociklisku peļņu; • Augsts kredītu un nemateriālo aktīvu īpatsvars bilanci; • Vēlme gūt peļņu no cenu burbuļa veidošanās; • Īpašnieku ierobežotā juridiskā atbildība; • Nelikvīdu investīciju portfeļu turēšana.
Noguldītāji	<ul style="list-style-type: none"> • Noguldītāju vienaldzība pret bankām; • Augsts labklājības līmenis; • Noguldītāju garantijas; • Fiksētas noguldījumu likmes, kas nav atkarīgas no ieguldījumu atdeves.
Regulators	<ul style="list-style-type: none"> • Vēlme, lai bankas tur noteikta kredītreitinga aktīvus; • Finanšu inovāciju laicīga neregulēšana; • Paaugstināta iecietība pret sistēmiski nozīmīgām bankām un vietējām bankām.
Tirgus	<ul style="list-style-type: none"> • Nepilnīgi un neefektīvi tirgi un līgumi; • Kredītu atvasināto finanšu instrumentu izplatība; • Samazināta eksporta konkurētspēja reālā efektīvā valūtas kursa pieauguma dēļ; • Nodokļu sistēmas favorītisms pret banku kredītiem atskaitāmo izdevumu veidā; • Ļoti konkurējoša banku nozare, kur bankas tur pārlietu augstu kapitāla līmeni.

Avots: Petrovska, K. (2017) 'Causes and Consequences of Systemic Risk in Relation to Latvia', in *New Challenges of Economic and Business Development - 2017: Digital Economy*. Rīga: University of Latvia, 389.-391.lpp.

Kopumā var novērot, ka pastāv dažādi tirgus struktūras rādītāji, kas veicina sistēmisko risku. Turklāt daļa no tiem ir īpaši izplatīti tikai mazā, atvārtā ekonomikā ar neefektīvu tirgu. Lielāko daļu no faktoriem izraisa banku rīcībspēja un tirgus īpatnības. Lai arī Regulatora uzdevums ir mazināt sistēmisko risku un novērst faktoros, kas šo risku veicina, tomēr arī Regulatora rīcība vai kavēta darbība var veicināt sistēmisko risku.

1.3. Sistēmiskais risks kā finanšu krīzes komponente

Sistēmiskā riska gala sekas ir sistēmiska banku krīze. Kā norāda 2016. gadā publicēts pētījums, tad, ja sistēmiskais risks ir augsts, tad finanšu krīzes noris biežāk un ir ar postošākām sekām (Langfield un Pagano, 2016).

Ir svarīgi nodalīt, ka ne katra banku krīze ir sistēmiska. Savukārt sistēmiskas krīzes notiek ļoti reti, jo parasti pārraudzības iestādes spēj novērst sistēmisko risku tā agrīnā stadijā. Kā norāda 2012.g. veikts pētījums, tad sistēmiskas krīzes ir dārgas – fiskālās izmaksas sasniedz vidēji 6,8 % no IKP, bet **kumulatīvais izlaides zudums sasniedz 23% no IKP**; Turklāt jaunajām tirgus ekonomikas valstīm šie zaudējumi ir vēl lielāki: fiskālās izmaksas sasniedz 10% no IKP, bet kumulatīvais izlaides zudums sasniedz 26% no IKP (Laeven un Valencia, 2012). Savukārt 2017.gadā veiktajā pētījumā tiek norādīts, ka dažas no Eiropas bankām būtu tik dārgi glābt par valsts naudu, ka tas nebūtu iespējams pat Eiropas Savienības līmenī (Haider *u.c.*, 2017). Šie skaitļi kalpo par galveno iemeslu, kādēļ sistēmiskās krīzes ir jāanalizē un tās jāspēj novērst maksimāli ātri.

Sistēmiskais risks var izraisīt visa finanšu tirgus (un citu nozaru) **funkcionālos bojājumus**, sevišķi, ja sistēmiskā nestabilitāte vērojama tā dēvētajā “pudeles kakla” bankā, kas attiecīgi kavē raitu pārējās finanšu sistēmas darbību norisi. Pēc pēdējās globālās finanšu krīzes banku sistēmas uzraugi ir mēģinājuši novērst šādus “pudeles kaklus” – veicinot konkurenci un atļaujot dublēt unikālās īpatnības, kas svarīgas raitai sistēmas darbībai.

Turklāt, pateicoties globalizācijai un relatīvi brīvai kapitāla plūsmai, sistēmiskais risks darbojas **pārrobežu līmenī** – kāda konkrēta sistēmiska banka var ietekmēt pat kaimiņvalstu sistēmiskā riska līmeni (Rivera-Castro, Ugolini un Zambrano, 2018). Būtiski pieminēt, ka konkrētā banka var arī nebūt sistēmiski nozīmīga mājas tirgū, bet var būt sistēmiska mītnes valstī. Par mītnes valsti tiek dēvēta tā valsts, kurā banka sniedz savus pakalpojumus, bet biznesa stratēģiju saskaņošana noris caur galveno mātes banku. Pateicoties globalizācijai un tehnoloģiju attīstībai, mītnes valstī šī banka var pat neatrasties fiziski. Pie tam šai bankai pat nav jābūt tiešu darbījuma attiecību kaimiņvalsts tirgū, jo var iestāties informācijas domino efekts (panikas efekts).

Turklāt arī kopējais sistēmas stress tiek eksportēts uz citām pasaules daļām (Huang, Zhou un Zhu, 2012). Parasti gan šis stress tiek eksportēts no lielajām ekonomikām uz mazākām. Tas nosaka, ka mazo valstu banku sistēmām ir jāveic atsevišķi sagatavošanās pasākumi, kā, piemēram, kapitāla buferu uzkrāšana, investīciju objektu un valstu risku regulāra pārvērtēšana.

Ja īstenojas sistēmiskais risks un iestājas sistēmisks notikums, tad parasti Eiropā, atšķirībā no ASV un pārējās pasaules, tam seko **valdības iejaukšanās banku darbībā, parasti piešķirot finanšu līdzekļus** (Laeven, Ratnovski un Tong, 2016), tai skaitā garantijas. 2008. gadā veikts pētījums gan norāda, ka pēdējās instances aizdevējs (Centrālā banka) **prioritāri likvīdos līdzekļus piešķir**

bankām, kas apvienojas (Acharya un Yorulmazer, 2008a). Tomēr pārsvarā šāda prioritāra līdzekļu piešķiršana bija novērojama tikai ASV, kamēr Eiropā līdzekļus piešķīra tikai tām lielākajām bankām, kas spēja atļauties aizņemties par ECB oficiālajām refinansēšanas likmēm. Turklāt, **ECB refinansēšanas likmi samazināja vien krīzes pašā epicentrā**, tas ir 2009. gadā, nevis tās sākumā 2008. gada vidū, kā to izdarīja ASV (skatīt vēsturiskās ECB galvenās procentu likmes (European Central Bank, 2018)). Turklāt kā tika novērots pēdējā globālajā finanšu krīzē, tad valdības caur piešķirtajām garantijām tieši uzņēma uz sevis banku iepriekš radītos riskus. Tādejādi, par dažu banku neprasmi vai tieši otrādi – bezatbildīgas rīcības sekām nākas atbildēt visai sabiedrībai pasliktinātas nākotnes labklājības veidā. Tas nozīmē, ka valdības jau tā ierobežotos **nodokļu ieņēmumus** ir spiestas novirzīt banku glābšanai, nevis citiem sociāli atbildīgiem vai ekonomisko vērtību radošiem mērķiem, piemēram, infrastruktūras uzlabošanai, ārvalstu investīciju ienākšanai, veselīga mūža paildzināšanai. Šādas valsts iestāžu rīcības dēļ bankām rodas papildus iniciatīva uzņemt sistēmisko risku, lai izdzīvotu kopā.

Ja finanšu tirgū pastāv panika, tad ne tikai banku akciju cenas zaudē vērtību, bet informācijas domino efekta dēļ **akciju cena samazinās arī citām kotētajām (banku) akcijām** (Herger, 2008). Šis efekts izraisa sekundāro atgriezenisko saiti uz banku bilances vērtību, jo samazinās investīciju, kas veiktas uzņēmumu akcijās, vērtība. Bankām un investīciju fondiem var nākties īstenot ārkārtas piespiedu aktīvu pārdošanu (no angļu valodas – “*fire sale*”), kas var novest pie tirgus sasalšanas (no angļu valodas – “*market freeze*”).

Turklāt ražošanas uzņēmumiem, kas bija plānojuši gūt finansējumu biržā savai ekonomiskajai attīstībai, šāda rīcība ir jāpārvērtē, jo depresīva akciju tirgus dēļ no jauna izlaižamās akcijas vai obligācijas ir jātirgo ar papildus diskontu, kas padara finansējumu dārgāku. Šāda finansējuma stratēģijas pārvērtēšana rada spriedzi uzņēmuma darbībā, bieži atliekot vai atceļot plānotos investīciju projektus, jo tie vairs nesniegtu iepriekš **pieprasīto atdeves** līmeni. Tiek ierobežota kopējā uzņēmuma attīstība un papildus produkcijas ražošana, jo netiek arī atjaunotas ražošanas iekārtas, kam ir augsts nolietojuma līmenis vai kas vairs nav pietiekami produktīvas. Šādas ierobežotas ražošanas dēļ nepieaug valsts kopējā izlaide un eksports. Nodarbinātie negūst lielākus ienākumus.

Globalizācijas un arī aizvien pieaugošā nebanku finansēšanas nozares dēļ (ieguldījumu fondi, līzings un faktoringa, kā arī tirdzniecības finansēšanas licencētie, bet mazāk strikti regulētie uzņēmumi) ekonomikas izaugsmes laikā uzņēmumiem pastāv vieglas alternatīvas ātri iegūt nepieciešamo īstermiņa un ilgtermiņa finansējumu. Tomēr iestājoties tādām finanšu šokam kā nelikvīds tirgus ar sasalšanas pazīmēm, šie nebanku finansēšanas nozares kreditētāji ieceno **papildus riska prēmijas** tiem finansējuma saņēmējiem, kurus skar **konkrētā nelikvīdā tirgus situācija**, un kas nav spējīgi aizņemties citos tirgos, kur nepastāv tirgus sasalums.

Sistēmiskā krīzē banku bilances piedzīvo **negatīvu spiedienu gan aktīvu pusē** (samazinās aktīvu, izsniegto kredītu vērtība), gan **pasīvu pusē** (paaugstinās cena par noguldījumiem, investoru finansējumu) un bankas neizvēlas izsniegt papildus kredītus, kas vajadzīgi uzņēmumiem. Vienlaikus, lai izvairītos no papildus iesaldējama kapitāla neatmaksāto un kavēto kredītu dēļ, bankas mēdz izvēlēties formāli izsniegt no jauna kredītu, kas iepriekš jau ir ticis kavēts, tādējādi atliekot kredītu pārstrukturēšanu vai norakstīšanu, īstenojot tā dēvēto mūžzaļošanas programmu (no angļu valodas – “*evergreening*”). Šādas zombijbankas slēpj to patieso maksātspējas stāvokli; asimetriskas informācijas dēļ cieš investori.

Banku izraisītas tirgus sasalšanas dēļ cieš arī citi finanšu tirgus dalībnieki – investoru panikas dēļ tie atprasa savas investīcijas citos ieguldījumu objektos. Ja pensiju fondā daļa no investoriem sasniedz pensionēšanās vecumu un kļūst juridiski tiesīgi izņemt uzkrājumus, tad pensiju fonds ir spiests realizēt aktīvus ar diskontu, kā rezultātā ir **jārealizē lielāks apjoms investīciju aktīvu**, lai apmierinātu investoru, kas juridiski ir tiesīgi pieprasīt uzkrājumus, prasības. Tā zaudējumus cieš palikušie pensiju fonda dalībnieki.

Ārvalstu investori izvēlas atgriezt veiktās investīcijas, lai mazinātu nākotnes zaudējumus, kā arī pasargātu ieguldīto kapitālu no kādām negaidītām papildus nodokļu vai citām izmaksām. Tādēļ kapitāla bēgšanas dēļ tiek novērota **vietējās valūtas vērtības** strauja **krišanās** (Herger, 2008), kas vēl papildus rada spiedienu uz repatriējamo peļņu un ieguldījumiem. Tas nes līdzīgu **negatīvu efektu ārējai tirdzniecībai** (imports kļūst dārgāks) un valdības ārējā parāda apkalpošanai, jo pieaug aizdevuma vērtība.

Kā secināms no augstākminētā, tad sistēmiskā riska sekas ir visaptverošas un ietekmē ne tikai banku nozari, bet arī visu tautsaimniecību un pat reģionālo ekonomiku.

Ja skatās tikai uz finanšu nozarē novērotajām sekām sistēmiskā riska dēļ vai sistēmiskā notikuma laikā, tad viens no rezultatīvajiem rādītājiem ir **banku savstarpējo attiecību pastiprināšanās** tieši sistēmiskas banku krīzes laikā (Billio *u.c.*, 2016). Tas ir skaidrojams ar banku paniku un vēlmi nodrošināt likviditāti. Vienlaikus bankas vēlas nodrošināt valsts atbalstu maksātspējas gadījumā, iepriekš sevi padarot sistēmai nozīmīgāku.

Klasiskas sekas sistēmiskajam riskam ir tirgū pastāvošā gan noguldītāju, gan banku pašu **panika** un tai sekojošā **līdzekļu aizplūšana gan no bankas**, gan sistēmas kopumā. Turklāt, kā norādīts 2011. gadā publicētajā pētījumā šāda kapitāla un noguldītāju bēgšana var skart pat bankas, kurām nav tieša saskarsme ar banku, kurai rodas maksātspējas problēmas (Lau, 2011).

Vienlaikus ar sistēmiskā riska pieaugumu, tiek novērota **ēnu banku sektora paplašināšanās** (Financial Stability Board, 2015). Šis fenomēns saistās gan ar to, ka ēnu banku sektors netiek pilnībā

regulēts, gan ar to, ka šādās struktūrās tiek pārnests daļa risku, tai skaitā sistēmiskais. Turklāt, par pārnesto risku bankas netiek sodītas ne no noguldītāju, ne Regulatora puses.

Bankām izvēloties **pieturēt likvidos aktīvus**, vienlaikus veicot **ārkārtas aktīvu likvidēšanu**, lai segtu pieaugošo **noguldījumu atsaukšanu**, bankas **samazina savu kredītēšanas aktivitāti**. Kā norāda 2003. gadā veikts pētījums – tādejādi pieaug gan **uzņēmumu, gan starpbanku aizņemšanās izmaksas** (Acharya un Yorulmazer, 2003). Tirgū ir vērojams likviditātes trūkums, un kā norāda pētnieki savā 2016. gadā veiktajā pētījumā, tad tiek **pārrautas ierastās starpbanku saites** (Laeven, Ratnovski un Tong, 2016), kas ir zināmā pretrunā ar *Billio un citi*, 2016. gadā veikto pētījumu (Billio *u.c.*, 2016). Tomēr promocijas darba autore secina, ka bankas ciešāk izvērtē savus darījumu partnerus un atsakās no šaubīgākajiem, vienlaikus stiprinot finanšu plūsmu ar uzticamākajām bankām.

Nākamajā krīzes vilnī, kad bankas jau ir izmaksājušas lielāko daļu likvīdo aktīvu, tās **atsauc kredītus par zemāku nekā patieso vērtību**, tā rezultātā **uzņēmumi bankrotē**, turpinās **ārkārtas aktīvu likvidēšana** un tirgū, tai skaitā starpbanku, **parādās neuzticēšanās** gan esošajiem, gan topošajiem darījumu partneriem. To pierāda arī 2011. gadā veikts pētījums par starptautisko starpbanku tīklu laika periodā 1985-2009. gads (Garratt, Mahadeva un Svirydzenka, 2011). Šīs likviditātes problēmas un aktīvu zem-vērtības pārdošana noved pie **banku maksātnespējas** (Diamond un Rajan, 2011). Attiecīgi kredītreitingu aģentūras **samazina kredītreitingus** ne tikai patiesi cietušajām bankām, bet arī citām tirgū esošām bankām, jo kredītreitinga aģentūrām trūkst pilnvērtīga informācija, kas noved pie masveida tirgus zaudējumiem (Sy, 2009).

Lai arī tiek sagaidīts, ka valsts garantiju vai aizdevumu veidā glābs bankas sistēmiskā notikuma laikā, tomēr sistēmiskais risks nevar kalpot par pamatu bankām piešķirt nelimitētu daudzumu naudas līdzekļu – **neefektīvām un nefunkcionējošām bankām ir nepieciešams ļaut bankrotēt**, lai kopējais tirgus varētu funkcionēt efektīvi (Haider *u.c.*, 2017).

Jau pēc sistēmiskā notikuma iestāšanās parasti noris sistēmas **paš-attīrīšanās** – vājākie sistēmas dalībnieki bankrotē vai spēcīgākie tirgus dalībnieki pārņem vājākos. Norit arī iepriekšējās sistēmas revolūcija – bieži notiek atteikšanās no konkrētiem finanšu produktiem, tirgiem.

Regulatoram pastāvot būtiskai varai ietekmēt banku rīcību un attiecīgi arī savstarpējās saiknes, ir iespēja samazināt nākotnes izdevumus no banku krīzes, ko izraisījusi sistēmiskā riska iestāšanās. Tādejādi pirmais solis ir spēt šīs tiesās un netiesās saiknes identificēt, piemēram, izmantojot promocijas darba autores izstrādāto modeli, vai identificējot pārāk ciešu biznesa ekspozīciju pārklāšanos pētot konkrēto banku detalizētas bilances pozīcijas. Viena no iespējamā pārraut saiknes, kas rada pārāk lielu risku banku sistēmas raitai darbībai, ir uzlikt konkrētus ierobežojumus turpmākai bankas darbībai, līdzīgi kā pastāv ierobežojumi lieliem riska darījumiem (no angļu valodas *“large exposures”*), vai tieši otrādi, aicināt diversificēt bankas likvīdo aktīvu portfeli, kā arī mainīt saistību termiņstruktūru. Šādas tiesības jau deleģē Uzraudzības pārbaudes un novērtējuma process (no angļu

valodas “*Supervisory review and evaluation process*”). Turklāt Regulatoram jau pastāv tiesības noteikt papildus kapitāla prasības (2. pīlāra kapitāla prasības) tiem identificētiem riskiem, kas netiek ietverti pamata kapitāla prasībās (European Central Bank, 2021).

Kopumā var secināt, ka iestājoties sistēmiskam riskam notiek ne tikai tiešais domino efekts starp bankām, kuras patiešām saista finanšu plūsma, bet informācijas domino efekta dēļ no sistēmiskā riska sekām cieš arī tieši nesaistītas bankas.

1.4. Regulatīvā ietvara sistēmiskā riska novērtēšanai eirozonā izvērtējums

Vietējās eiro zonas valsts regulējumu sistēmiskā riskā pārvaldīšanai nosaka samērā liels skaits starptautisku un vietēju iestāžu. Globālā līmenī vadlīnijas sistēmiskā riska pārvaldībai izdod **BIS** Bāzeles komiteja banku uzraudzībai (turpmāk tekstā – BCBS). BIS veido 60 pasaules centrālās bankas, tai skaitā arī Baltijas centrālās bankas kā eirosistēmas dalībnieces (BIS, 2019). BIS funkcijās, neskaitot regulatīvā ietvara vadlīniju izstrādi, ietilpst arī transakciju nodrošināšana starp centrālajām bankām (BIS, 2019). Viens no stūrakmeņiem, kas sniedz mandātu BIS izstrādāt vadlīnijas, ir **G-20** līderu sanāksme (International Monetary Fund, Bank for International Settlements un Financial Stability Board, 2009).

Nozīmīgākās sistēmiskā riska pārvaldības izmaiņas, kas šo jautājumu pacēla likumdevēju un regulatoru jaunā, daudz augstākā prioritātē, bija apzināšanās, ka tieši sistēmiskais risks bija par galveno iemeslu 2008. gada globālajai finanšu krīzei. Tam sekoja Bāzeles III un arī papildinātā Bāzeles III (saukti arī par Bāzele IV) vienošanās, kas ieviesa un īstenoja dzīvē jēdzienu “makroprudenciālā uzraudzība”, kas rezultējās papildus banku pārraudzībā un deva stingrāku mandātu Regulatoram ne tikai uzraudzīt, bet arī iejaukties banku darbībā. Makroprudenciāls atšķiras no ierastā mikroprudenciālā ar to, ka pārraugot katru banku atsevišķi (mikro) tās var būt drošas un stabilas, tomēr skatoties makroprudenciāli (sistēmisko kopumā) tās var radīt sistēmisku risku un nav drošas, jo, piemēram, iegulda vienās un tajās pašās tautsaimniecības nozarēs, vai vienos un tajos pašos vērtspapīros. Vienlaikus bankas var arī būt atkarīgas no vieniem un tiem pašiem finansējuma avotiem – identiskiem noguldītāju profiliem, pat finansējuma vērtspapīru turētājiem un bankas īpašniekiem. Ievērojot, ka BIS var izdot tikai vadlīnijas, tad katras valsts likumdevējam ir tiesības izvēlēties kādā apmērā un tempā transponēt šīs vadlīnijas.

Valstij, esot eiro zonas dalībnieci, pastāv divu plūsmu iestādes, kas ietekmē sistēmiskā riska pārraudzības regulatīvo ietvaru – likumdevējs (Eiropas Parlaments) un uzraugs/regulators/pēdējās instances aizdevējs (Eiropas Centrālā Banka un ar to saistītās struktūras).

Būtiskākā pašreizējā iestāde, kam Eiropas Parlaments ir nodevis lielāko daļu ar regulatīvā ietvara izstrādāšanas saistīto funkciju, ir **Eiropas Banku iestāde** (turpmāk tekstā – EBA), kas

dibināta 2011. gadā ar ES Regulu Nr. 1093/2010. EBA funkcijās ietilpst regulatīvo prasību normalizēšana starp ES dalībvalstīm, jaunu regulatīvo prasību izstrāde, kā arī banku stresa testu veikšana. EBA ir arī tiesības iebilst vietējam Regulatoram par tā pieņemto praksi banku pārraudzībā, kā arī izšķirt neviennozīmīgus jautājumus starp dažādu valstu vietējiem Regulatoriem (European Banking Authority, 2019).

ESRB jeb Eiropas Sistēmisko risku kolēģija ir galvenā iestāde, kas Eiropas līmenī atbild par sistēmiskā riska novērtēšanu un pārvaldīšanu. ESRB sastāvā ar balsošanas tiesībām ir ECB, ES nacionālo centrālo banku un Regulatoru pārstāvji, kā arī Eiropas Komisijas pārstāvji (Regulation No 1092/2010). Lai arī juridiski neatkarīga iestāde, tomēr praktiski tā ir cieši integrēta ECB. ESRB mandātā ietilpst rekomendāciju sniegšana ECB, vai konkrēta banka ir atzīstama par sistēmiski nozīmīgu un, attiecīgi, vai konkrētai bankai stresa situācijā ir jāsniedz finansiāls atbalsts.

ECB, savukārt, kalpo kā pēdējās instances aizdevējs, lielāko sistēmiski nozīmīgo banku uzraugs, kā arī pētījumu izstrādātājs, tai skaitā par sistēmiskā riska problemātiku. Informācijas iegūšana ir būtiska, lai ECB varētu veikt savu pamatfunkciju – monetārās politikas veidošanu visai eiro zonai. ECB interesēs ir, lai nacionālie Regulatori un ESRB veiktu savas funkcijas teicami un lai bankas, it sevišķi tās, kas atzītas par globāli sistēmiski nozīmīgām, nenokļūtu tādās stresa situācijās, kad jālūdz ECB kā pēdējās instances aizdevēja palīdzība.

Lai novērstu iepriekš radušos banku bezatbildīgu rīcību un minimizētu valsts budžeta līdzekļu ieguldīšanu banku glābšanā, tika izveidota **Vienotā noregulējuma valde** (no angļu valodas “*Single Resolution Board*”). Valdes uzdevums ir izvērtēt un piemērot alternatīvus rīkus sistēmiski nozīmīgu banku glābšanā (tādas, kuras ir tiešā ECB uzraudzības pakļautībā, kā arī pārrobežu bankas), lai izvairītos no banku lavīnveidīgas maksātnespējas rašanās. Rīkos ietilpst: aktīvu un saistību garantēšana, aizdevumu izsniegšana vai aktīvu iegāde, daļēja saistību pārņemšana, zaudējumu segšana īpašniekiem un kreditoriem (ja zaudējumi pārsniedz tipiskos zaudējumus no maksātnespējas) (Vienotā noregulējuma valde, 2019b). Lai samazinātu banku vēlmi izmantot šos rīkus, ir noteikti kritēriji lai banka piekļūtu šiem rīkiem – īpašniekiem ir jāuzņemas vismaz 8% no zaudējumiem (kopējām saistībām), kā arī finansējums no Vienotā noregulējuma fonda nevar pārsniegt 5% no kopējām bankas saistībām (Vienotā noregulējuma valde, 2019b).

Vienotā noregulējuma fonds ir fonds, kur iemaksas veic banku savienības kredītiestādes un ieguldījumu brokeru sabiedrības (2019. gadā tam pakļāvās 3'186 iestādes) (Vienotā noregulējuma valde, 2019a). Fonda apjoms ir paredzēts 1% apmērā no visu banku savienībā esošo kredītiestāžu segto noguldījumu summas – uz 2023. gadu plānots piesaistīt 60 miljardus eiro (uz 2019. gadu fonda apmērs sasniedza 33 miljardus eiro) (Single Resolution Board, 2019).

Lai arī pašreiz nav izveidota oficiāla datu bāze ar līdz šim noregulējumam pakļautajām bankām, no publiskiem paziņojumiem ir iespējams noskaidrot, ka līdz šim brīdim 1 banka ir

pievienota citai bankai (*Banco Popular Espanol* tika pārdota *Santander Group*), 4 bankām nav tikusi sniegta palīdzība (*Banca Popolare di Vicenza, Veneto Banca, ABLV, PNB Banka*) (Véron, 2019, p. 12), (FKTK, 2019). Turklāt, pat, ja Vienotā noregulējuma valde ir atteikusi palīdzības mehānismu kādai bankai, tas neliedz vietējai valdībai sniegt finansiālu atbalstu.

Ievērojot, ka lielākā daļa šo institūciju ir izveidotas pēc pēdējās globālās finanšu krīzes, tad to patiesā efektivitāte būs novērojama tikai līdz ar nākamo krīzi (vai spēju novērst krīzi pirms seku iestāšanās). Turklāt, ievērojot, ka daļa funkciju pārklājas, vai iestādes ir ļoti cieši saistītas savā starpā un ir līdzatkarīgas ne tikai no informācijas analizēšanas kapacitātes, bet arī no pieņemtajiem (vai nepieņemtajiem) lēmumiem, tad ir jāvērtē iestāžu efektivitāte, iestāžu neatkarība pieņemt objektīvus lēmumus. Šāds princips ir arī iestrādāts Regulā par EBA dibināšanu, nodrošinot ka šāda izvērtēšana noris reizi trīs gados (European Parliament, 2010\1093, 81.pants).

Būtiska nepilnība ir arī faktā, ka Eiropas iestāžu pieņemtos lēmumus ir iespējams pārsūdzēt nacionālajā tiesā. Spilgts piemērs tam ir PNB bankas gadījums, kad nacionālajai tiesai, pēc ECB lēmuma un Vienotā noregulējuma valdes lēmuma par PNB bankas noregulējuma neveikšanu, vēl bija jāvērtē maksātnespējas procesa uzsākšana (FKTK, 2019).

Nacionālā līmenī pēdējās instances aizdevējs no nacionālā Regulatora var būt nodalīts, kā tas ir Latvijā, vai apvienots, kā tas ir Lietuvā, kur abas funkcijas īsteno Lietuvas Banka. Latvijā **Latvijas Banka** ieņem tipisku pēdējās instances aizdevēja lomu, vienlaikus monitorējot sistēmiskā riska novērtēšanu no savu funkciju viedokļa. **FKTK** īsteno nacionālā Regulatora funkcijas, kas ietver ne tikai FKTK iespējas ierobežot sistēmiskā riska līmeni, bet arī noteikt bankām ierobežojumus kapitāla un likviditātes biznesa stratēģijā. Līdzīgi kā Latvijas Banka, arī FKTK veic sistēmiskā riska monitoringu, bet FKTK fokuss ir vairāk mikro līmenī. Uz promocijas darba izstrādes brīdi likumdevējs Latvijā ir uzdevis vērtēt Finanšu ministrijai FKTK pievienošanu Latvijas Bankai, lai novērstu funkciju pārklāšanos un efektīvāku izmaksas un pārraudzību pār finanšu nozari (Saeimas Preses dienests, 2019). Ja noris šāda apvienošanās, tad tai ir jābūt juridiski korektai, un nedrīkst tikt pazaudēts ne FKTK mandāts, ne arī resursi raiti pārraudzīt banku darbību.

Kopumā ir secināms, ka tikai pēc globālās finanšu krīzes pasaules regulatoru un arī politiķu redzeslokā pastiprināti parādījās jautājums par sistēmiskā riska ierobežošanu, kā rezultātā iestādēm tika paplašināti mandāti, kā arī izveidotas jaunas pan-Eiropiskas iestādes. Vienlaikus promocijas darba autore konstatē, ka iestādes ir kļuvušas vēl ciešāk atkarīgas cita no citas, un nacionālajām tiesām ir būtiska loma uzraudzības un noregulējuma mehānisma efektivitātē.

Sistēmiskā riska pārvaldību regulē vairāki normatīvie akti. Tāpat kā starptautiskajām organizācijām ir tiesības izdot rekomendācijas, tā arī šīs rekomendācijas ir iespējams pārņemt vietējā likumdošanā dažādā pakāpē.

Globāli sistēmiskā riska pārvaldību nosaka **Bāzeles III** un papildinātā III vienošanās, kā iespaidā BCBS izdod globāli nozīmīgo banku novērtēšanas metodoloģiju. Metodoloģija ne tikai nosaka pēc kādiem kritērijiem vērtēt, vai bankas ir sistēmiski nozīmīgas (skatīt promocijas darba 2.2. nodaļu), bet arī nosaka vadlīnijas par ko un kādus kapitāla buferus noteikt (Basel Committee on Banking Supervision, 2018).

Jāatzīmē arī tas, ka ar katru jaunu regulatīvo prasību tiek ierobežoti banku biznesa modeļi un šo modeļu pelnītspēja, jo rada papildu izmaksas. Pētnieki jau 2017. gadā aprēķināja, ka Bāzeles IV ieviešana izmaksās bankām vairāk nekā **120 miljardus eiro** (Koch *u.c.*, 2017). Attiecīgi ir gaužām būtiski izlīdzsvarot regulatīvo ietvaru, lai tas “nenokauj” pašu nozari.

Eiropas Savienības līmenī sistēmisko risku netieši regulē tā dēvētās kapitāla direktīva un regula – **CRD IV** un **CRR IV**. Šie likumdošanas akti gan pārsvarā pārņem Bāzeles III prasības. Jāņem vērā fakts, ka ES saistošos likumdošanas projektus, lai gan formāli pieņem Eiropas Parlaments, tos izstrādā atbildīgais Eiropas Komisijas komisārs, veicot agrīnu saskaņošanu gan ar lokālajiem uzraugiem (iestāžu ekspertiem), gan veicot formālus un neformālus vairāku līmeņu un raundu balsojumus, tai skaitā ar finanšu ministriem un ECB sastāvā esošajiem centrālo banku vadītājiem. Lai arī agrīnā dokumenta izstrādē katrai valstij ir viena balss, tomēr iekšējās saskaņošanas reizēs labā prakse ir iegūt tādu kompromisa variantu, lai tiktu nonākts pie vienota viedokļa, bieži vien atsakoties no paša korektākā un piemērotākā risinājuma. Turklāt liels svars satura noteikšanā ir ne tikai atbildīgajam Komisāram, bet arī prezidējošās ES valsts (ministrijas) komandai, kas uztur konkrētā likumprojekta izstrādi. Tādejādi arī likumdošana, kas ir saistoša eiro zonas vai ES dalībvalstīm, tik un tā var nebūt piemērota, vai labvēlīga mazākām ekonomikām.

Ievērojot, ka kopš CRD IV ir pagājuši vairāk nekā 6 gadi, tad ES ir pārskatījusi šos normatīvos aktus, precizējot, ka arī apdrošināšanas sabiedrības ir uzskatāmas par sistēmiski nozīmīgām, kā arī precizējusi atbildības formas pārraugošajām iestādēm un kapitāla prasību mērus (*Regula (ES) 2019/876*). Šajos grozījumos arī parādās iedīgļi par mēroga efektu – mazām un nenozīmīgām bankām ieviest atvieglotus pārraudzības un kapitāla buferu kritērijus. Protams, atklāts jautājums paliek par to, kā tiek novērtēts, vai konkrētā banka ir patiesi nenozīmīga, ja tiek ņemti vērā tikai Bāzeles izstrādātie kritēriji (skatīt promocijas darba 2.2. nodaļu).

Latvijas nacionālajā līmenī sistēmiskā riska pārraudzību reglamentē **Kredītiestāžu likums**, kas ne tikai definē sistēmisko risku, bet arī dod mandātu FKTK ierobežot sistēmisko risku, nosakot precikliska kapitāla rezervi, grupējot sistēmiski nozīmīgas bankas, kā arī uzlikt sistēmiskā riska kapitāla buferi līdz 3% bez saskaņošanas ar EK, bet līdz 5%, saņemot EK saskaņojumu (Saeima, 1995).

Vienlaikus FKTK ir tiesīga izdot FKTK saistošos noteikumus, kas pārņem Eiropas Parlamenta direktīvu prasības, un izvirza savus vietējos noteikumus par sistēmiskā riska pārvaldīšanu. Pamatā

gan sistēmiskā riska regulēšanā šie noteikumi ir par likviditātes, kapitāla pietiekamības regulāciju (*Finanšu un kapitāla tirgus izdotie noteikumi*, 2018).

Ir secināms, ka izstrādāt vienojošu likumdošanu, kas būtu piemērota mazām, atvērtām ekonomikām ir problemātiski dažādo interešu dēļ. Vienlaikus pēdējos gados aizvien nopietnāk uzmanība tiek pievērsta likumdošanas harmonizēšanai ar nacionālajām interesēm. Galvenā normatīvo aktu izstrādes un ieviešanas iestāde Latvijā ir FKTK.

1.daļas kopsavilkums

Sistēmiskā riska definīcijās pastāv liela dažādība, tomēr par pamatu tiek ņemta BIS definīcija, kas sistēmisko risku skaidro kā domino efektu banku ierastās darbības traucējumos. Promocijas darba autore dod šādu sistēmiskā riska definīciju: ekstrēma gadījuma risks, ka kādas bankas darbības problēmas, tās ciešās sasaistes ar citām bankām dēļ, radīs darbības problēmas arī citiem banku nozares dalībniekiem, kā rezultātā var būtiski sarukt kopējā tautsaimniecības izaugsme. Šādā veidā tiek paplašināta un papildināta BIS un Kapitāla direktīvas dotās definīcijas, iekļaujot banku savstarpējās saiknes, kā arī ietekmes uz tautsaimniecību kontekstu. Ņemot vērā, ka sistēmiskais risks nav nedz tirgus risks, nedz sistemātiskais risks, lai gan tas var būt daļa no tirgus riska, ir uzmanīgi jāvērtē, kas tieši tiek mērīts un kādi rīki riska ierobežošanai tiek izmantoti. Attīstoties sistēmiskā riska pētniecībai, pieaug sistēmiskā riska aspektu skaits, pašlaik sasniedzot piecus. Banku savstarpējā netiešā saikne ir līdz šim vismazāk pētītais aspekts, kuram arī nepilnīgi pievēršas oficiālās pārraudzības iestādes. Temata sarežģītuma un tieši trūkstošo (tirgus un nepublico) datu dēļ problemātika ir nepilnīgi pētīta tādās ekonomikās, kur bankas un to finansēšanas instrumenti netiek kotēti biržās. Šādas ir lielākā daļa austrumu un Centrāleiropas valstis. Vienlaikus tiek uzskatīts, ka bankas šādās ekonomikās arī nespēj radīt globālus vai reģionāli postošus zaudējumus.

Būtiskākais sistēmiskā riska veicinātājs ir banku īpašnieku un vadītāju vēlme gūt īstermiņa peļņu un nodrošināt pastāvēšanu ilgākā laika periodā. Sistēmisko risku arī veicina noguldītāju vienaldzība pret banku darbības stratēģiju, kā arī Regulatora neviennozīmīga rīcība, lai novērstu sistēmisko risku, tai skaitā izveidot tādu ietvaru, lai rīcība, kas veicina sistēmisko risku tiktu sodīta, arī sistēmiskas krīzes laikā. Likumdevēju politiskais cikls un favorītisms ir būtiskākie likumdevēja sistēmiskā riska veicinātāji mazās ekonomikās. Nozīmīgākie tirgus faktori, kas veicina sistēmisko risku, ir neefektīvs finanšu tirgus un “pudeles kaklu” banku eksistēšana. Svarīgi ievērot arī katra aģenta varas pakāpi pār citiem sistēmas aģentiem, kas var būt izšķiroši sistēmiskā riska analīzē.

Sistēmiskais risks izpaužas ne tikai kā banku sistēmas raitas darbības traucējumi, jo kāda banka vai banku grupa piedzīvo maksāspējas problēmas, kā arī citu finanšu sistēmas dalībnieku

likviditātes problēmas, bet arī kā finansējuma trūkums tautsaimniecībā, kas ierobežo produktivitātes kāpumu un nodokļu ieņēmumu kāpumu, ko ieguldīt vitāli svarīgos attīstības projektos.

Tikai pēc globālās finanšu krīzes Eiropā tika izveidotas specializētas iestādes, kas pārrauga sistēmiskā riska līmeni un sniedz rekomendācijas. Būtiskākā iestāde, kas Latvijā veic sistēmiskā riska ierobežošanas funkciju, ir FKTK. Sistēmiskā riska pārvaldīšanas regulatīvais ietvars balstās uz Bāzeles III noteikumiem, kas transponēti CRD IV un CRR IV. Ievērojot, ka sistēmiskā riska pētīšana ir temats, kam pastiprināta uzmanība ir pievērsta tikai pēc globālās finanšu krīzes, bet kas tiek aktīvi pētīts, periodiski tiek arī atjaunota likumdošana un pārraudzības modelis.

2. SISTĒMISKĀ RISKA NOVĒRTĒŠANAS MODEĻU METODOĻĪSKIE ASPEKTI

Šajā daļā tiks aplūkoti izplatītākie sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi, to **trūkumi** un pielietojamība Baltijas valstu tirgiem. Svarīgi atzīmēt, ka bieži dažādi sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi novērtē dažādus sistēmiskā riska aspektus. Turklāt, sistēmiskā riska novērtēšanas modelim ir jābūt tādām, kas ir derīgs Regulatoram (un investoriem, valdības pārstāvjiem) – skaidram un ļautu pārvaldīt sistēmisko risku, ne tikai konstatēt tā līmeni. Kā norāda *Haider u.c. 2017*, arī investoriem ir nepieciešams uzticams sistēmiskā riska modelis, lai tie spētu šo risku iecenot savās tirdzniecības stratēģijās (*Haider u.c., 2017*).

Vairāki pētnieki, tai skaitā *Derbali un Hallara 2016*, atzīst, ka sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi ir samērā **jauns izaicinājums** finanšu nozarē (*Derbali un Hallara, 2016*). Tas daļēji skaidrojams ar to, ka modelim ir jāspēj aproksimēt sistēmisko risku vai kādu tā aspektu, nevis sistemātisko risku, kā arī jāspēj sniegt ticamu prognozi gan izlasē, gan ārpus izlases, uz kuras ir balstīts modelis.

Ir saprotams, ka modelēšanas procesā nav iespējams izvairīties no **I un II tipa kļūdas**. I tipa kļūda tiek pieļauta, kad nulles hipotēze tiek nepatiesi noraidīta jeb tā dēvētais “viltus pozitīvs” (*Kenton, 2019*). II tipa kļūda ir nepatiesas nulles hipotēzes nenoraidīšana. Tāpēc ir svarīgi rezultātus un modeli reproducēt ārpus izlases un arī ieviest stingrākas kontroles, lai izvairītos no II tipa kļūdas (*Hayes, 2019*). Tieši tādēļ promocijas autores izstrādātais modelis tiek testēts arī uz Somijas banku nozares bankām.

Pie kontrolēm ietilpst gan izlases paplašināšana, gan izlases reprezentativitātes uzlabošana, gan ekspertu vērtējumi par paredzamām vērtībām, gan alternatīvas formas vienādojumu izvēle, piemēram, modeļa formai jāatšķiras atkarībā no banku sistēmas sarežģītības, atkarības no pārrobežu finansējuma avotiem, banku biznesa modeļiem. Vienlaikus modeļa izgudrotājam un arī pārējiem pētniekiem ir jāvērtē, vai modelis **pārvērtē vai nenovērtē patieso** sistēmiskā riska līmeni, un jāmeklē šo neprecizitāšu cēloņi un tie jālabo.

Ja iepriekš akadēmiskajā vidē tika uzskatīts, ka vislabākie modeļi ir balstīti uz tirgus aktīvu cenām, paļaujoties uz efektīva tirgus teoriju un galējo vērtību teoriju (no angļu valodas – “*extreme value theory*”), tad pašlaik tiek ieteikts ne vien papildināt šādus modeļus ar fundamentāliem rādītājiem, bet arī kvantitatīviem rādītājiem, piemēram, kredītu ciklu un īstermiņa finanšu sviras ciklu, kā arī **banku savstarpējo līdzatkarību** (kā norāda *Pyedro, Laeven un Freixas, 2015*), (*Billio u.c., 2016*). Galējo vērtību teorija balstās uz uzskatu, ka aktīvu atdeves un citu no tirgus situācijām atkarīgo rādītāju sadalījums nav “normāls”, bet tam piemīt palielināta kurtoze (*Karmakar un Shukla, 2015*), tas ir, ka sadalījumam ir raksturīgi biežāki ekstrēmi gadījumi. Galējo vērtību teorijas piekritēji,

modelējot peļņas un zaudējumu sadalījuma funkciju, sadalījuma galējām vērtībām, parasti, 1 līdz 5% procentilēm, piemēro atsevišķu vienādojuma funkciju, lai šo gadījumu vērtības būtu ar lielāku iespējamību, nekā ierasts. Šādu taktiku izmanto arī “*value at risk*” gadījumā. Turklāt, ņemot vērā, ka risku pārvaldē parasti interesē tieši ekstrēmo zaudējumu nevis paaugstinātas peļņas iespējamība, galējo vērtību teorijas pamatprincipi bieži tiek piemēroti tikai rādītāju sadalījuma negatīvajai daļai.

Svarīgi, lai sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi spētu rādīt adekvātus signālus gan normālos tirgus apstākļos, gan tirgus stresa situācijās, kad, iespējams, daļa instrumentu tirgus ir nelikvīda, kā arī aktīvu cenas piedzīvo piespiedu pārdošanas cenas.

Turklāt modelim ir jāspēj uztvert arī savstarpējo banku saikņu dinamiku dažādu ekonomisko ciklu laikā. Spēju modelim aproksimēt maksātnespējas izplatīšanos uzsver arī *Dijkman* (Dijkman, 2010, 2.lpp.), jo tieši ekonomikas lejupslīdes laikā banku savstarpējās netiešās saiknes aspekts ieņem būtisku lomu sistēmiskas krīzes veicināšanā.

Šis pats pētnieks arī uzsver nepieciešamību iepriekš definēt tā dēvētos **kontrolsliekšņus** (no angļu valodas – “*trigger points*”), lai būtu iespējams noteikt kurā brīdī iestājas sistēmiska krīze (Dijkman, 2010). Jāatzīst gan, ka modeļu izveidotāji sistēmisku krīzi modelē pie 5% vai 1% tirgus vērtības krišanas, bet modelētāji, kas izgudro tieši savstarpējās saiknes modeļus, nedefinē atsevišķus sliekšņus.

Modelim ir jāastāv no publiski pieejamajiem datiem. Tas nodrošina caurskatāmību (Haider *u.c.*, 2017), iespēju pārbaudīt modeļa precizitāti un salīdzināmību ar citiem novērtēšanas modeļiem, kā arī precizitāti ilgākā laika periodā (Danielsson *u.c.*, 2016a). Vienlaikus modeļu izgudrotājiem ir skaidri jānorāda arī konkrētā **modeļa trūkumi**, lai modeli replicējot, netiktu mēģināts izmērīt procesu, kas tam nemaz nav paredzēts.

Modelim ir jāspēj izcelt **katras bankas lomu** sistēmiskā riska veidošanā, kā to norāda arī kopulu teorijas attīstītāji (Asimit un Li, 2018) vai ieguldījumu pieejas (no angļu valodas – “*contribution approach*”) attīstītāji (Kleinow, Horsch un Garcia-Molina, 2017).

Modelim ir jābūt arī **resursu-taupīgam** – ne tikai izmaksu ziņā vai rādītāju dažādības ziņā, bet arī nepieciešamās datora jaudas ziņā. Turklāt paaugstinoties kibernetizācijas iespējamībai, ir jānodrošina, ka modelis, tas ir, gan tā mehānika, gan izejas dati, netiek ietekmēti no neautorizētiem ārējiem aģentiem.

2.1. Uz tirgus datiem balstītu sistēmiskā riska modeļu metodoloģiskā analīze

Vieni no visizplatītākajiem sistēmiskā riska novērtēšanas modeļiem ir balstīti uz tirgus datiem. To galvenais plus ir datu pieejamība, samērā vieglā modelējamība, kā arī pārbaudāmība, protams, ar

nosacījumu, ka bankas ir publiskas akciju sabiedrības un to kapitāla un parāda instrumenti ir likvidi. Jo dažādāki ir izlaistie instrumenti, jo precīzāka ir sistēmiskā riska noteikšanas metode. No akciju cenas svārstībām ir iespējams noteikt ekstrēmu gadījumu sistēmiskos zaudējumus gan nepieciešamībā rekapitalizēt bankas, gan investoru zaudējumus, gan banku savstarpējo saikni. Izmantojot CDS prēmiju svārstības ir iespējams paredzēt maksātnespējas varbūtības dažādos laika periodos.

Tomēr uz tirgus datiem balstītiem modeļiem ir arī vairāki **trūkumi**, kurus nav iespējams novērst.

Piemēram, akciju un citu pašu kapitāla tirgus cenu ietekmē **tirgus dalībnieku uzskati par nākotni** (Haider *u.c.*, 2017), kas var mākslīgi un nepatiesi palielināt vai samazināt aktīva cenu. Šie modeļi ir arī atkarīgi no **tirgus efektivitātes** un pieņem, ka tirgus visos brīžos ir efektīvs, tomēr **krīžu brīžos tirgus likviditāte** var būt ierobežota un aktīvu cenas neatbilst to patiesajai vērtībai. Tirgus aktīvu cenā var tikt iecenotas arī investoru gaidas par valdības sektora **iespējamām garantijām** konkrētai bankai krīzes periodā, kā rezultātā sistēmiskais risks var tikt par zemu novērtēts (Peydro, Laeven un Freixas, 2015), jo iespējamā palīdzība nav 100% noteikta. Par trūkumu tirgus datiem (akciju cenas un maksātnespējas varbūtības) tiek atzīts to **svārstīgums** un to **trokšņainums**, kā rezultātā ir grūti nosakāms to trends un vispār izšķirt sistēmisku stresu no viltus signāla. Būtisks tirgus datu mīnuss ir arī tas, ka **pirms krīžu periodā tirgus dati ir īpaši svārstīgi** un mēdz par ātru signalizēt krīzes tuvošanos, kā rezultātā arī sistēmiskā riska modelis signalizē augstu sistēmiskā riska līmeni, lai gan patiesībā tas ir krietni zemāks (modelis pārvērtē situāciju).

Demekas, 2017 arī norāda, ka uz tirgus datiem balstītie modeļi nespēj izšķirt sākotnējo šoku no turpmākās ietekmes, kā arī banku kopējos risku darījumus, faktu, ka **banku riski ir savstarpēji līdzatkarīgi**, kā arī **kopējo tirgus dalībnieku noskaņojumu** (Demekas, 2017).

Löffler un Raupach, 2018 savā pētījumā atklāj, ka gan pieņemot, ka dati ieņem normālo sadalījumu, gan finanšu datiem izteikto **subeksponenciālo** (no angļu valodas – “heavy tailed”) sadalījumu, ir momenti, kad pieaug bankas sistemātiskais risks, bankas specifiskais risks, aktīvu apjoms vai domino efekta risks, kas kopumā palielina sistēmas risku, bet uz tirgus datiem balstītie modeļi (pētnieki pārbauda MES, delta-CoVaR, ekspozīcijas delta-CoVaR un beta modeļus) parāda **pazeminātu** sistēmiskā riska līmeni konkrētajai bankai (Löffler un Raupach, 2018).

Ņujorkas Universitātes Svārstīguma laboratorija (no angļu valodas – “The New York University’s (NYU) Volatility Lab (V-LAB)”) piedāvā sistēmiskā riska modeļu rezultātus lielāko valstu lielākajām bankām, tomēr ne ekonomikām, kas ir mazākas, un ne bankām, kuru dati nav pieejami lielākajās datubāzēs, kā *Reuters*.

Nodaļas turpinājumā tiks izskaidroti pamata principi populārākajiem uz tirgus datiem balstītajiem modeļiem.

Lai arī **VaR** jeb “*value at risk*” nevar uzskatīt par tiešu sistēmiskā riska līmeņa novērtēšanas modeli, jo novērtē perioda iespējamus portfeļa zaudējumus, tomēr tieši ar VaR netieši iesākās sistēmiskā riska novērtēšana.

VaR parāda, kādi ir portfeļa zaudējumi X , ar varbūtību p , nākamajās N dienās. Ir divu veidu VaR aprēķini: par pamatu ņemot vēsturiskos datus un simulācijas (parasti Monte Karlo vai galveno komponentu analīzes (no angļu valodas – “*principal components analysis*”) metode) (Hull, 2012).

Vēsturisko datu metodes atbalstītāji uzskata, ka vēsture atkārtosies. Resurs-ietilpīgākais ir sastādīt ticamu **varbūtības sadalījuma prognozi** (no angļu valodas – “*probability distribution*”), lai varētu paredzēt, kādi ir iespējamie kopējie zaudējumi. Parasti par pamatu tiek ņemti iepriekšējo 500 dienu tirdzniecības portfeļa aktīvu vērtības izmaiņas. Tad tiek sastādīti scenāriji, cik lieli zaudējumi iepriekš ir tikuši gūti, šie scenāriji ranžēti pēc to lieluma un tiek modelēta zaudējumu/peļņas histogramma (Hull, 2012). Konkrētās dienas VaR aprēķina pēc formulas 2.1.

$$VaR_p(X) = F^{-1}(p)^6, \quad (2.1.)$$

kur

p – varbūtība jeb konfidences līmenis, ka zaudējumi nepārsniegs līmeni X ;

X – zaudējumu līmenis;

F – kumulatīvā sadalījuma funkcija, kas izskaidro peļņas un zaudējumu sadalījumu investīciju portfelim;

F^{-1} – inversā funkcija.

Formula ņemta no (Marimoutou, Raggad un Trabelsi, 2009, 521. lpp.).

Jāņem vērā, ka VaR aprēķina konkrētajai dienai, pieņemot, ka netiks mainīts portfeļa sastāvs. No formulas redzams, ka šis ir vairāk tirgus riska rādītājs, nevis sistēmiskā riska rādītājs, tomēr uz šī rādītāja pamata ir atvasināts sistēmiskā riska rādītājs *CoVaR*. VaR sākotnēji izmantoja BCBS (Hull, 2012, 472. lpp), lai noteiktu **nepieciešamo kapitāla daudzumu** bankām, lai nākotnē izvairītos no zaudējumiem, kurus bankas nebūtu gatavas segt. Bankas, savukārt, izvēlējās bieži šā rādītāja līmeni mākslīgi samazināt (sevišķi globālās finanšu krīzes laikā), tā izvēloties uzturēt zemāku un lētāku kapitāla līmeni (Begley, Purnanandam un Zheng, 2015). Svarīgi atzīmēt, ka VaR nav tiešs sistēmiskā riska līmeņa modelis, bet gan pamats, uz kā pētnieki būvē savus modeļus.

⁶ $\Delta CoVaR$ aprēķināšanai izmanto arī šādu VaR pierakstu: $\Pr(X^i \leq VaR_q^i) = q\%$

MES/SES – rādītāju attīstīja V.V. Acharya kopā ar Ņujorkas Universitātes pētniekiem, lai identificētu katras bankas devumu kopējā kapitāla iztrūkumā, ja iestājas sistēmisks kapitāla trūkums sistēmā (sistēmisks šoks).

“*Expected shortfall*” (ES) ir radniecīgs rādītājs VaR tādā nozīmē, ka tie ir paredzami (sistēmas) zaudējumi, ja aktīva atdeve ir mazāka nekā $(1-\alpha)$, kur, parasti, $\alpha=5\%$. Šis pieņēmums ļauj noteikt, cik daudz kapitāla trūktu banku sistēmā, ja vienai bankai iestājas kapitāla trūkums (ko principā ierosina aizplūdušī likviditāte). ES var noteikt pēc formulas 2.2., un attiecīgi MES – pēc formulas 2.3.

$$ES_{\alpha} = -\sum_i y_i E[r_i | R \leq q_{\alpha}] \quad (2.2.)$$

$$MES_{\alpha}^i \equiv \frac{\partial ES_{\alpha}}{\partial y_i} = -E[r_i | R \leq q_{\alpha}] \quad (2.3.)$$

Kur

ES – *expected shortfall*;

r_i – konkrētās bankas zaudējumi, kas pārsniedz α ;

y_i – bankas “svars” sistēmā;

R – sistēmas zaudējumi, ja konkrētās bankas zaudējumi pārsniedz $\alpha=5\%$;

MES – *marginal expected shortfall*.

Formulas ņemtas no (Acharya *u.c.*, 2017, 7.lpp.).

Modeļa attīstītāji (Acharya *u.c.*, 2017) arī savā darbā attīsta scenāriju, kādā gadījumā var iestāties likviditātes krīze, bet pats galvenais, pamatojoties uz MES, modelē **optimālu sistēmiskā riska nodokļa apjomu**, lai atturētu bankas no sistēmiskā riska veicināšanas. Modelis oriģināli ir ticis testēts uz ASV lielākajām bankām – publiskām akciju sabiedrībām – 2007.-2009. gada globālās finanšu krīzes laikā un pētnieki to ir atzinuši kā atbilstīgu situācijas novērtējumu, jo daļēji sakrīt ar Regulatora kapitāla novērtēšanas programmas rezultātiem (Acharya *u.c.*, 2017). Iepriekšminētā NYU V-Lab piedāvā ilgtermiņa MES prognozes pasaules lielākajām sistēmiski nozīmīgām bankām, kas ir publiskas akciju sabiedrības (Ņujorkas Universitātes Sterna institūts, 2019).

MES/SES principu vēl izmanto par pamatu SRISK metodei, kā arī “stresa apdrošināšanas prēmijas” (no angļu valodas – “*distress insurance premium*”) aprēķināšanā. Tieši stresa apdrošināšanas prēmijas pamatā tiek rekonstruēti kredītu portfeļa paredzami zaudējumi, ja iestājas ekstrēms šoks, līdzīgi kā MES, vienīgā būtiskā atšķirība ir, ka par izejas datiem tiek izmantotas CDS prēmiju izmaiņas (Huang, Zhou un Zhu, 2012).

Neskaitot to, ka modelis ir izmantojams tikai tajās banku nozarēs, kur lielākā daļa banku ir publiskas akciju sabiedrības un tām ir **likvīds akciju tirgus**, vairāki pētnieki (Pagano un Sedunov, 2016), (Guntay un Kupiec, 2014) ir norādījuši, ka ES un MES kopumā vairāk atbilst **sistemātiskā** nevis sistēmiskā riska rādītājam, jo kopējās sistēmas *expected shortfall* nav atkarīgs no konkrētām bankām, savukārt bankas paredzamā sistēmiskā nozīmība pieaug ar tās **tirgus betu** (Benoit *u.c.*, 2017). *Benoit u.c., 2017* arī norāda, ka MES pilnībā neietver **laika dimensiju**, tas ir, MES tagadnē var būt nelineāri atkarīgs no MES pagātnē. *Danielsson u.c., 2016* arī norāda uz problemātiku **paredzēt ekstremālos notikumus**, kas ir atslēgas jautājums MES modelī, jo tie ir daudz grūtāk paredzami nekā ikdienas paredzami notikumi (Danielsson *u.c.*, 2016b).

SRISK – *R. Engle un C. Brownlees*, attīstot MES/SES modeli⁷ un sistēmiskā riska iestāšanās kritērijus, piedāvā SRISK modeli, kas principā nosaka bankas kapitāla iztrūkumu, ja tirgū pastāv nopietna lejupslīde (pētnieki kā **sistēmisku notikumu** uzskata tirgus vērtības zudumu vismaz 10% apmērā). Turklāt bankas kapitāla iztrūkums ir atkarīgs ne tikai no akciju vai citu biržā kotētu instrumentu cenas svārstībām, bet arī no bankas apmēra, (finanšu) sviras un kopējā riska profila (Brownlees un Engle, 2017). Līdzīgi kā Regulatora modelī, bankas tiek ranžētas pēc to iegūtā SRISK rādītāja, bet kopējais sistēmiskā riska līmenis ir vienāds ar visu tirgus dalībnieku (tas ir, banku) SRISK summu. SRISK summa ir arī kopējais kapitāla apjoms, kas nepieciešams no valdības sektora, lai glābtu bankas stresa situācijās. Formulās 2.4. līdz 2.6. tiek matemātiski parādīta SRISK aprēķināšanas pamatprincipi.

$$CS_{it} = kA_{it} - W_{it} = k(D_{it} + W_{it}) - W_{it} \quad (2.4)$$

$$\begin{aligned} SRISK_{it} &= E_t(CS_{it+h} | R_{mt+1:t+h} < C), \\ &= kE_t(D_{it+h} | R_{mt+1:t+h} < C) - (1 - k)E_t(W_{it+h} | R_{mt+1:t+h} < C)^8 \end{aligned} \quad (2.5)$$

$$\begin{aligned} SRISK_{it} &= kD_{it} - (1 - k)W_{it}(1 - LRMES_{it}), \\ &= W_{it}[kLVG_{it} + (1 - k)LRMES_{it} - 1], \end{aligned} \quad (2.6)$$

Kur

CS = kapitāla iztrūkums,

K – prudenciālā kapitāla norma (minimālais kapitāla pietiekamības rādītājs; parasti 8%),

⁷ Sākotnējās publikācijas par modeli vēl ietver arī V.V.Acharya un M.Richardson kā līdzautorus.

⁸ Tiek pieņemts, ka kredīta nosacījumi sistēmiska notikuma gadījumā nevar tikt pārskatīti un tāpēc $E_t(D_{it+h} | R_{mt+1:t+h} < C) = D_{it}$. Turklāt, iestājoties krīzei, banku spēja apvienoties vai pārpirkt vienai otru, lai iegūtu papildus kapitālu sistēmas iekšienē, ir ļoti ierobežota.

A_{it} – kvazi aktīvu⁹ vērtība,
 W_{it} – (pašu) kapitāla tirgus vērtība,
 D_{it} – parādu tirgus vērtība,
i – konkrētā banka,
t – konkrētais laika periods,
h – laika horizonts, modelī 1 mēnesis jeb 22 periodi,
C – kapitāla zudums, parasti 10%,
 $R_{mt+1:t+h}$ – aritmētiskais tirgus atdeves rādītājs,
 $LRMES_{it}$ – ilgtermiņa MES,
 LVG_{it} – kvasi (finanšu) sviras koeficients.
 Formulas ņemtas no (Brownlees un Engle, 2017).

Iegūtais modelis tiek oriģināli testēts uz lielākajām finanšu firmām periodā no 2005. gada janvāra līdz 2012. gada decembrim. Modeļa izveidotāji pierāda, ka modelis ļoti precīzi ataino **ASV Valdības sniegtā atbalsta apjomu un konkrētās bankas, kas to saņēmušas**. Tālāk modeli testējot uz spēju paredzēt ekonomikas lejupslīdi, pētnieki pierāda, ka SRISK pieaugums spēj paredzēt **nākotnes rūpnieciskās aktivitātes lejupslīdi** un bezdarba līmeņa pieaugumu, kā arī SRISK prognozēšanas spējas ir izteiktākas ilgākā laika periodā (Brownlees un Engle, 2017).

Lai arī modelis ir salīdzinoši vienkārši aprēķināms, tomēr tam pastāv vairāki **trūkumi**. Par tiem ir norādījuši arī pētnieki, apskatot publikācijas iepriekšējās versijas. Piemēram, *Benoit un citi, 2017* norāda, ka SRISK ir funkcija no MES, un SRISK var tikt izteikts kā funkcija no bankas *tirgus betas*, finanšu sviras un tirgus kapitalizācijas, bet *tirgus betas* parasti pieaug ekonomikas lejupslīdes brīžos, kas padara **MES un arī SRISK prociklisku**; pētnieki arī norāda, ka īpaši netiek izcelti sistēmiskā riska avoti (Benoit *u.c.*, 2017).

Guntay un Kupiec, 2014 arī norāda, ka **SRISK ir neparametrisks**, ar to saprotot, ka SRISK neprasa nekādus pieņēmumus par to, kāda ir akciju cenu **atdeves izkļiedes funkcijas** (Guntay un Kupiec, 2014). Savukārt, *Banulescu un Dumitrescu, 2015* norāda, ka **dažāda biežuma dati**, ar to saprotot, ka bilances dati ir pieejami reizi mēnesī vai ceturksnī, piespiež uzskatīt, ka krīzes brīžos **banku saistības ir konstantas** (Banulescu un Dumitrescu, 2015).

Jāatzīmē, ka datu kopas, kas izmantojamas modeļa izstrādei, izmaksā salīdzinoši daudz. Turklāt šajās datu bāzēs netiek iekļautas mazāku ekonomiku banku dati.

Modeļa trūkumus, ko novērs *Laeven, Ratnovski un Tong, 2016*, ir, piemēram, **galējo vērtību spēja** izmainīt tendenci (pētnieki tāpēc ierobežo SRISK no otrās līdz 99.-tajai procentilei), SRISK tiek ļauts ieņemt negatīvas vērtības, pieņemot, ka **augsti kapitalizētas bankas spēj absorbēt**

⁹ Kvazi aktīvi – aktīvi, kas ir gandrīz aktīvi (arī citas materiālās vērtības). Modelis neietver banku ārpusbilances aktīvus un saistības, kas realitātē var nozīmēt būtisku sistēmiskā riska apjoma pieaugumu.

sistēmiskus šokus un tādejādi samazināt kopējo banku sistēmas sistēmisko risku (Laeven, Ratnovski un Tong, 2016).

ΔCoVAR jeb “*Conditional Value At Risk*” ir viens no izplatītākajiem sistēmiskā riska novērtēšanas modeļiem. To, sākot jau no 2010. gada, attīstīja *Adrian* un *Brunnermeier*. ΔCoVAR izsaka, kāda ir kopējās **banku sistēmas vērtības, kas pakļauta riskam, izmaiņas**, ja konkrētā banka piedzīvo (maksātspējas) stresu, salīdzinoši ar tās mediānas stresa vērtību (*Adrian* un *Brunnermeier*, 2016). Šis ir viens no pirmajiem modeļiem, kas apskata arī **savstarpējās saiknes** sistēmiskā riska aspektu. Tas tiek panākts izmantojot kvantiļu regresiju. Modeļa autori ir arī vieni no pirmajiem, kas piedāvā sistēmiskā riska nākotnes prognozes rādītāju, par pamatu izmantojot ΔCoVAR un banku individuālos rādītājus un kopējos riska faktoros. Formulās 2.7. līdz 2.8. tiek matemātiski parādīta ΔCoVAR aprēķināšanas pamatprincipi.

$$\Pr\left(X^j | C(X^i) \leq CoVaR_q^{j|C(X^i)}\right) = q\% \quad (2.7.)$$

un

$$\Delta CoVaR_q^{j|i} = CoVaR_q^{j|X^i=VaR_q^i} - CoVaR_q^{j|X^i=VaR_{50}^i} \quad (2.8.)$$

Kur

i - individuālās bankas vai banku grupas,

j – kopējā banku sistēma,

X^i – konkrētās bankas kapitāla iztrūkums (“*atdeves zaudējumi*”), iestājoties sistēmiskai krīzei,

$C(X^i)$ – kapitāla iztrūkums bankā, iestājoties sistēmiskai krīzei¹⁰,

VaR_{50}^i – mediānas stresa vērtība (zaudējumu apmērs, kas pakļauts riskam),

$q\%$ - procentuālā kvantile nosacījuma varbūtības sadalījumam (no angļu valodas – “*conditional probability distribution*”).

Formulas ņemtas no (*Adrian* un *Brunnermeier*, 2016, 1710.lpp.).

Modelis tiek veiksmīgi testēts uz ASV biržā tirgotām bankām laika periodā no 1971. gada janvāra līdz 2013. gada februārim, par pamatu ņemot nedēļas, nevis dienas akciju cenas atdevi. Arī salīdzinot ar citiem sistēmiskā riska modeļiem, tas rāda precīzus rezultātus. Turklāt, kā norāda autori, tad tādi banku darbības rādītāji kā finanšu svira, aktīvu apmērs, termiņu nesakrītība un aktīvu cenu burbuļi statistiski nozīmīgi prognozē ΔCoVaR (*Adrian* un *Brunnermeier*, 2016).

¹⁰ C ir bankas *i* zaudējumi, kas pārsniedz VaR līmeni. Notikums C ir vienādi iespējams visām sistēmas bankām. Notikums C tiek definēts kā lielas tirgus svārstības un fiksētā ienākuma vērtspapīru spreda pieaugums.

Iepriekšminētā *NYU V-Lab* piedāvā ilgtermiņa prognozes ΔCoVaR pasaules lielākajām sistēmiski nozīmīgām bankām. *Karkowska, 2015* pētījumā par Austrumeiropas bankām (Austrumeiropas valstu bankas, kas ir publiskas akciju sabiedrības, visplašāk Polijas un Turcijas bankas; no Latvijas bankām izlasē ietilpst tikai Latvijas Krājbanka), ir izmantojusi ΔCoVaR metodoloģiju (*Karkowska, 2015*). Diemžēl nepilnvērtīgās izlases dēļ, secinājumi par sistēmiskā riska līmeni ir maldinoši.

Lai arī ΔCoVaR metodoloģija jau ietver arī savstarpējās saiknes aspektu, tomēr tai piemīt vairāki **trūkumi**. Kā norāda pētnieki, tad šis rādītājs var radīt iniciatīvas bankām palielināt bankas **unikālos riskus**, lai samazinātu tās noteikto sistēmiskā riska apjomu; pētnieki arī norāda, ka dažreiz īpaši riskantām bankām, kas var izraisīt domino efektu, tiek piešķirts **zems sistēmiskā riska līmenis** (*Löffler un Raupach, 2018*), (*Guntay un Kupiec, 2014*).

Danielsson un citi, 2016 norāda, ka **beznosacījumu korelācija** (no angļu valodas – “*unconditional correlation*”), kas pastāv starp VaR un ΔCoVaR , pārsniedz 99% (*Danielsson u.c., 2016b*), kas liek uzdot jautājumu par ΔCoVaR efektivitāti. Šie paši pētnieki arī norāda, ka ir grūti iedalīt sistēmiskā riska līmeni katrai bankai, sevišķi, ja pastāv novērtējuma troksnis (no angļu valodas – “*estimation noise*”) kvantiles regresijā.

Šaplija vērtība, ko 1953. gadā izstrādāja L. Šaplijs, ir spēļu teorijas instruments, kas novērtē **katra individuālā spēlētāja nozīmīgumu kopējai sistēmai**, kā arī kādu **atdevi** konkrētais spēlētājs var sagaidīt **no sadarbošanās ar citiem spēlētājiem** (*Weistroffer, 2011*). Šaplija vērtības uzstādījumi ir piemērojami arī sistēmiskā riska novērtēšanai, ko pirmo reizi attīstīja *M. Drehmann* un *N. Tarashev*, kas pārstāvēja BIS, globālās finanšu krīzes beigās, kad saprata, ka klasiskie sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi kā MES un SRISK pilnībā neatspoguļo banku savstarpējo saikņu būtiskumu. Modeļa autori arī uzsver, ka tieši **banku savstarpējā saikne** ir pamatā sistēmiskajam riskam. Pētnieki savā publikācijā definē sistēmisko nozīmību kā bankas devumu (daļu) kopējā sistēmiskā riska līmenī. Savukārt sistēmisks risks tiek definēts kā iespējamie zaudējumi pārējām nozarēm, ko rada banku sistēma sistēmiskas krīzes gadījumā (*Drehmann un Tarashev, 2013*).

Pētnieki ir arī vieni no pirmajiem, kas izdala **līdzdalības** pieeju (no angļu valodas – “*participation approach*”) no **ieguldījuma** pieejas (no angļu valodas – “*contribution approach*”). Līdzdalības pieejā atspoguļojas “*too big to fail*” princips, kas norāda uz bankas tieši radīto risku, par pamatu ņemot bankas tiešo ekspozīciju, kamēr ieguldījuma pieeja atspoguļo savstarpējo saikņu principu, kur pat maza banka, ja cieši savienota ar citām bankām var radīt ievērojamus kumulatīvos zaudējumus. Pētnieki arī uzsver, ka ieguldījumu pieeja ļauj precīzāk sodīt bankas par sistēmisko risku radīšanu.

Pētnieku izstrādātais ģeneralizētā ieguldījuma modelis paredz dažādas banku grupas (vai to apakš-grupas) izolācijā un mēra, cik daudz katra banka iegulda sub-sistēmas sistēmiskajā riskā. Kopējā konkrētās bankas sistēmiskā nozīmība tiek aprēķināta kā bankas vidējais aritmētiskais ieguldījums katrā apakš-sistēmā. Modelējot katru apakš-sistēmu, tiek pieņemts, ka ārējās bankas nerada nekādu sistēmisko risku apakš-sistēmu bankām.

Modeļa uzstādījumos sistēmiskais risks norit līdzīgi kā citos modeļos, turklāt banku savstarpējā saikne tiek modelēta kā tikai tieši pastāvoša – caur banku savstarpējiem aktīviem un pasīviem, neskarot arī saikni, ko dod korelēti aktīvu portfeļi, līdzīgi klienti vai kopētas biznesa stratēģijas.

Formulās 2.9. līdz 2.13. tiek matemātiski parādīti Šaplija vērtības aprēķināšanas pamatprincipi.

$$ES(N^{sub}) = E \left(\sum_{i \in N^{sub}} L_i^{N^{sub}} \mid \sum_{i \in N^{sub}} L_i^{N^{sub}} \geq q^{N^{sub}} \right) \equiv E \left(\sum_{i \in N^{sub}} L_i^{N^{sub}} \mid e(N^{sub}) \right) \quad (2.9.)$$

$$L_i^{N^{sub}} \equiv NBL_i * LGD_i^{N^{sub}} * I_i^{N^{sub}} \text{ visiem } i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (2.10.)$$

Kur

ES – kapitāla iztrūkums banku apakš-sistēmā,

$L_i^{N^{sub}}$ – nebanku kreditoru (pārējo nozaru) zaudējumi no bankas i , ja tā ir stresa stāvoklī,

$q^{N^{sub}}$ – augstas kvantiles (95% vai 99%) apakš-sistēmas banku zaudējumu varbūtības sadalījums,

$e(N^{sub})$ – ir dažādas zaudējumu konfigurācijas, kas rada kopējos zaudējumus vienādus vai lielākus nekā $q^{N^{sub}}$. Kopējā sistēmā $e(N)$ ir sistēmisks notikums.

$LGD_i^{N^{sub}}$ – zaudējumi, ja tiek piedzīvots bankas defolts, tas ir daļa no NBL_i , kas tiek zaudēta, ja banka i defoltē. Savukārt $I_i^{N^{sub}} = 1$, ja banka i defoltē, vai $I_i^{N^{sub}} = 0$ citādi.

NBL_i – saistības, kas attiecas un ne-MFI.

Savukārt, Šaplija vērtība bankai i sistēmā N ir:

$$ShV_i(N; \vartheta) = \frac{1}{n} \sum_{n_s=1}^n \frac{1}{c(n_s)} \sum (\vartheta(N^{sub}) - \vartheta(N^{sub} - i)) \text{ visiem } i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (2.11.)$$

$$N^{sub} \supset i$$

$$|N^{sub}| = n_s$$

Kur

ShV_i – Šaplija vērtība konkrētai bankai i ,

$\frac{1}{n} \sum_{n_s=1}^n \frac{1}{c(n_s)}$ – aritmētiskais vidējais no subsistēmām,

$c(n_s)$ – subsistēmu, kas iekļauj banku i , skaits,

N – visa sistēma,

N^{sub} – subsistēmas risks,

ϑ – riska pieauguma (no angļu valodas – “*increments of risk*”)¹¹ funkcija,

$\vartheta(N^{sub})$ – kopējais sistēmas risks ar banku i ,

$\vartheta(N^{sub} - i)$ – kopējais risks sistēmā bez bankas i .

$|N^{sub}|$ - banku skaits sistēmā

Ievērojot iespējamo banku savstarpējo saikni, modelī tiek iekļauta arī banka k , tad Šaplija vērtība bankai i , tiek noteikta pēc formulas 2.12.:

$$ShV_i(N; \vartheta) - ShV_i(N - k; \vartheta) = ShV_k(N; \vartheta) - ShV_k(N - i; \vartheta) \text{ visiem } i, k \in N \quad (2.12.)$$

Savukārt pēc ģeneralizētās ieguldījuma pieejas, riska pieauguma funkciju nosaka pēc formulas 2.13.:

$$\vartheta^{GCA}(N^{sub}) = E \left(\sum_{i \in N^{sub}} L_i^{N^{sub}} \middle| e(N^{sub}) \right) = ES(N^{sub}) \text{ visiem } N^{sub} \subseteq N \quad (2.13.)$$

Kur

$\vartheta^{GCA}(N^{sub})$ – sistēmas riska funkcija pēc ģeneralizētās ieguldījuma pieejas,

$L_i^{N^{sub}}$ - nebanku kreditoru (pārējo nozaru) zaudējumi no bankas i , ja tā ir stresa stāvoklī.

Formulas ņemtas no (Drehmann un Tarashev, 2013, 590.-592.lpp.).

Kā redzams, tad paredzamais kapitāla trūkums tiek modelēts līdzīgi kā citur, tikai īpašu uzmanību pievēršot tieši zaudējumu funkcijas formai, pieļaujot arī ne Gausa tipa funkcijas formu. *Drehmann* un *Tarashev* bija vieni no pirmajiem, kas iekļāva divu banku savstarpējās saiknes, kā arī pieļāva **dažādas banku tīklu struktūras**. Modelis tiek testēts uz 20 lielām, globāli aktīvām bankām 2009. gada beigās.

Drehmann un *Tarashev* izstrādātais modelis ir ticis pielietots Turcijas bankām laika periodā 2000. -2012. gads, kur pētnieki norāda, ka četru banku izlase ir pārāk neliela, lai aprakstītu visu sistēmu, tomēr modelis skaidri sakrīt ar iepriekš piedzīvotajām sistēmiskajām krīzēm un rāda patiesus signālus, kā arī apraksta situāciju, kad **kāda banka “ražo” sistēmisko risku, bet cita banka to izskauž** (Akkoyun, Karasahin un Keles, 2013).

Šaplija vērtības modeli ir testējuši arī Lielbritānijas Centrālās bankas pētnieki, modelējot piemēru ar trīs bankām, kurām katrai ir vairāk nekā divi aktīvu veidi, kā arī secina, ka izstrādātais modelis varētu tikt pielietots banku stresa testēšanā (Garratt, Webber un Willison, 2012).

Par pamatu ņemot Šaplija vērtības indeksa metodoloģiju un Šokē integrāli (no franču valodas – “*Choquet*”), Somijas pētnieki ir izstrādājuši **RiskRank**, kas vienlaicīgi ar sistēmiskā riska līmeni

¹¹ $\vartheta(N)=ES(N)$

ļauj modelēt arī valstu savstarpējās saiknes un pat veidu kā pārrobežu saistības ietekmē sistēmiskā riska līmeni (Mezei un Sarlin, 2018).

Diemžēl modelim ir arī daži trūkumi. Būtiskākie – palielinoties banku skaitam sistēmā, grūtāk kļūst modelēt savstarpējās saiknes starp bankām un to risku funkciju. Turku pētnieki norāda arī uz īpašu modeļa sarežģītību, ja jāparedz dažādi banku tīkli (Akkoyun, Karasahin un Keles, 2013), tai skaitā ne tikai tiešās attiecības, bet arī netiešās. Pētnieki arī norāda, ka Šaplīja vērtības metodoloģija ir piemērojama tikai banku apakš-sistēmām, kas ir homogēnas, tāpēc iesaka metodoloģiju papildināt ar *Euler* piešķiruma (no angļu valodas – “*Euler allocation*”) pieeju (Puzanova un Düllmann, 2013). Jāatzīst, ka modelis paļaujas uz dārgām un dažādām datubāzēm, kā *Moody's KMV* un *Bankscope*.

SystRisk. Attīstoties sistēmiskā riska novērtēšanas modeļiem, tie ne vienmēr paliek vienkāršāki un vieglāk pārnesami uz citām datu izlasēm. Viens no pēdējiem *Brunnermeier* modeļiem ir SystRisk, kas publicēts vien 2019. gadā. Rādītājs aplūko cik lielu “nodokli jeb apdrošināšanas prēmiju” bankām vajadzētu maksāt, pamatojoties uz banku izmēra-novirzīto marginālo ieguldījumu (no angļu valodas – “*size-shifted marginal contributions*”). Novirzītais marginālais ieguldījums principā ir **bankas devums ekonomikai** (var būt pozitīvs un var būt negatīvs), piemēram, samaksātie nodokļi. Modelis tāpat ļauj lielāku “nodokli” likt maksāt tām **bankām, kas sadarbojas grupā**, nekā tām, kas darbojas patstāvīgi (Brunnermeier un Cheridito, 2019), vienā no pirmajām reizēm parādot arī netiešo banku sadarbību. Modelis arī pieļauj zaudējuma tempa pieaugumu, atkarībā no tā iepriekšējā apjoma un valsts IKP. Viens no jaunievedumiem ir **modelī tirgus cenā iecenotais iespējamais valsts atbalsts likviditātes krīzē** nonākušām bankām. Zinātnieki arī atklāti diskutē, ka, ja Regulators neuzrauga maksātnespējīgās bankas sanācību, tad, pat, ja banku sadala mazākās institūcijās, sistēmiskais risks var ne tikai nesamazināties, bet pat pieaugt (Brunnermeier un Cheridito, 2019).

Modeļa būtība ir – cik daudz līdzekļu būtu nepieciešams Regulatoram, lai segtu visus zaudējumus no sistēmiskā notikuma iestāšanās. Modeļa matemātiskā būtība ir attēlota formulā 2.14.

$$\text{SystRisk} = \rho(E) := \inf \{m \in R: U(Y + E + m) \geq U(Y + e)\} \quad (2.14.)$$

Kur

$\rho(E)$ – kopējās izmaksas, kas rodas, ja bankas atrodas stresa stāvoklī un ir jāglābj,

m – kapitāla iztrūkums sistēmā no sistēmiskā riska,

R – visu iespējamo ekonomikas stāvokļu varbūtības funkcija,

U – kopējais derīgums sabiedrībai,

Y – valsts IKP, ja banku nozare funkcionē normāli un lietderīgi,

e – iepriekš ievāktais nodoklis par sistēmiskumu.

Formula ņemtas no (Brunnermeier un Cheridito, 2019, 4.-7.lpp.).

Arī šim modelim ir vairāki trūkumi. Kā viens no būtiskākajiem ir tas, ka modelis nav jutīgs pret jau **esošajiem banku kapitāla līmeņiem** (Feinstein, Rudloff un Weber, 2017), kā arī iespējām papildus kapitālu piesaistīt citos tirgos un tā **cenu**. Trūkums ir arī tāds, ka pašreiz modelis ir vien tīri teorētisks un nepiedāvā praktisko aprobāciju.

2.2. Uz grāmatvedības datiem balstītu sistēmiskā riska modeļu metodoloģiskā analīze

Nākamā lielā sistēmiskā riska novērtēšanas modeļu grupa balstās uz grāmatvedības datiem jeb tā sauktajiem bilances datiem. Šie modeļi ir mazāk atkarīgi no tirgus svārstībām, un tiem ir jābūt uzticamiem, jo izejas datus parasti kontrolē ne tikai Regulators, bet arī auditors.

Tomēr šiem modeļiem pastāv arī vairāki **trūkumi**, visbiežāk minētais – tiem trūkst nepieciešamās **inerces**, kā arī laika rindu garums bieži vien ir par īsu, lai noteiktu kopējo tendenci, vai tieši otrādi, pamanītu sistēmiskā notikuma iestāšanos. Turklāt standarta dati ir pieejami tikai reizi ceturksnī, vai pat gadā, kamēr dažām bankām Regulators ir licis publicēt galvenos datus arī reizi mēnesī. Liels trūkums šiem modeļiem ir arī tāds, ka pārsvarā tie ietver tikai **vienu** vai divus sistēmiskā riska **aspektus**.

Nodaļas turpinājumā tiks izskaidroti pamata principi izplatītākajiem uz grāmatvedības datiem balstītajiem modeļiem.

Kā pirmais aplūkojamais modelis ir tā dēvētais **Regulatora modelis** jeb BCBS izstrādātā sistēmiski nozīmīgas bankas novērtēšanas metodoloģija. Šo novērtēšanas modeli ir pārņēmusi arī Eiropas Banku iestāde, un tas ir piemērojams eiro zonā. Arī FKTK izmanto šo modeli citu sistēmiski nozīmīgu banku novērtēšanā. Vienlaikus Regulators neidentificē (un nekvantificē) kopējo sistēmiskā riska līmeni, vai tā izmaiņas.

Kā norāda BCBS, novērtēšanas modelis balstās uz kvantitatīviem un kvalitatīviem indikatoriem. Modelis iekļauj arī iespēju Regulatoram iekļaut kvalitatīvus novērtējumus un sniegt savu novērtējumu.

Katrai **no piecām kategorijām tiek iedalīti 20%** (izmērs, savstarpējā saikne, aizvietojamība, pārrobežu darbība un sarežģītība). Visām kategorijām, izņemot izmēru, BCBS ir izvēlējusies apakškategorijas un **katra apakš-kategorija tiek svērtā atbilstoši to daudzumam** – ja divas apakškategorijas, tad 20% tiek dalīti ar divi; ja trīs – tad 20% tiek vienādi dalīti ar trīs. Plašāk skatīt Pielikumā nr. 1.

Pēc tam katrai bankai katra konkrētā kategorija tiek aprēķināta dalot katras individuālās bankas rezultatīvo rādītāju, kas **izteikts pilnos eiro**, ar agregēto kategorijas vērtību starp visām bankām izlasē. Pēc tam rādītājs tiek reizināts ar 10'000, lai kategorijas vērtību izteiktu bāzes punktos. **Aizvietojamības** kategorijai BCBS piemēro **maksimālo vērtību "500"**, lai ierobežotu tās nozīmi kopējā novērtējumā, jo tika novērots, ka bankas, kas sniedz maksājumu pakalpojumus un nodarbojas ar finanšu instrumentu intensīvu tirdzniecību, mākslīgi paaugstina šo vērtību. Pēc tam **kategoriju vērtības tiek summētas** un bankas tiek **ranžētas** pēc sistēmiskās nozīmības (Basel Committee on Banking Supervision, 2018). No 2021.gada modelis tiks pilnībā piemērots ne tikai bankām, bet arī apdrošināšanas sabiedrībām.

Lai arī modelis ir samērā vienkāršs un viegli ieviešams, tam ir arī vairāki **trūkumi**. Kā norāda *Benoit* un citi, 2017 savā vērtējumā, tad, lai gan ordinārā sistēma ļauj ranžēt bankas konkrētā brīdī, tomēr modelis **neietver absolūto vērtību ekstrēmas svārstības**, piemēram, ja banku darbības rādītāji dubultojas visām bankām, piemēram, maksājumu apjoms, aktīvu kopējais apmērs, pārrobežu aktīvi un saistības, tad kopējā ranga vieta bankām nemainās, kā arī nemainās tām piešķirtais sistēmiskais nozīmīgums. Lai gan viennozīmīgi **bankas ir palikušas riskantākas**, bet modelis to neietver (*Benoit u.c.*, 2017). *Benoit* un citi, 2017 arī norāda, ka visām piecām kategorijām nav vienādas nozīmes svarīguma attiecībā uz sistēmiskā riska veidošanu (*Benoit u.c.*, 2017), piemēram, bankas sarežģītība un unikalitāte, finanšu svira; kā arī rezultātu pārlietu ietekmēs svārstīgākās kategorijas. Turklāt izmantojot tikai vienu atsauces valūtu, tas ir, eiro, **rangs ir atkarīgs no valūtu kursu svārstībām** (*Benoit, Hurlin un Perignon*, 2019), piemēram, USD vērtības krišanās noved pie ASV banku ranga vietas krišanās attiecībā pret eiro. Tādejādi banku "sistēmiskais risks" tiek ietekmēts ar eksogēno faktoru palīdzību, ko konkrētajai bankai nav iespējams ietekmēt. Pētnieki arī norāda, ka Regulatora modeli nav iespējams pārbaudīt, jo **daļa datu nav publiski pieejami ilgākam laika periodam**, vismaz ne mazākām bankām, kas reģionāli tik un tā ieņem nozīmīgu lomu.

Ievērojot to, ka BCBS ar 2018.gadu ir ieviesusi kategorijas griestus, tiek parādīts, ka metodoloģija ir maināma, un, ka **lobējot** ir iespējams mainīt gan apakš-kategoriju svarus, gan arī griestus.

Poledna, Bochmann un Thurner, 2017 savā pētījumā vēlreiz uzsver, ka pašreizējā metodoloģija **neattur bankas no sistēmiskā riska uzņemšanās**, kā tas būtu, ja bankas tiktu apliktas ar finanšu transakciju nodokli par katru transakciju, kas paaugstina sistēmiskā riska līmeni (*Poledna, Bochmann un Thurner*, 2017).

Regulatora modelis vēl ir ticis piemērots 2019. gadā publicētā pētījumā par **biržām**, lai identificētu globāli nozīmīgas biržas, papildus aicinot aizstājamības aspektā iekļaut indikatoru, vai biržas veic iekšējās transakcijas (no angļu valodas – "*internalise transactions*"), tas ir, darījumus ar

klientiem veic iekšēji, nevis atvērtā tirgū, un vai citas biržas varētu pārņemt šīs operācijas (Karkowska un Kravchuk, 2019).

Kopumā var secināt, ka Regulatora modelis ir salīdzinoši vienkāršs un neprasa augstas matemātiskās modelēšanas zināšanas, tomēr tam ir vairāki būtiski modelēšanas trūkumi, ko daļēji risina uz tirgus datiem balstītie modeļi un tīkla modeļi.

DebtRank ir sistēmiskā riska novērtēšanas modelis, ko oriģināli ir izstrādājis *Battiston* 2012. gadā (Battiston, D'Errico un Gurciullo, 2016). Modelis novērtē bankas nozīmību vienotā banku tīklā. Šo modeli ir attīstījuši *Poledna un Thurner*, spējot katrai bankai par sistēmiskumu piemērot arī nodokli (Poledna, Bochmann un Thurner, 2017). Modelis ir daļēji bāzēts banku tīkla teorijā. Modelis ietver gan tiešo banku saikni caur savstarpējiem aizdevumiem, kā arī daļēji ietver netiešo saikni **caur korelētu defoltu**. Modelis ir izmantojams, ne tikai bankām, bet arī citiem gan finanšu, gan nefinanšu uzņēmumiem. Kā norāda *Musmeci un citi, 2013*, tad DebtRank vērtības ir salīdzinoši viegli rekonstruēt mazām banku izlasēm (Musmeci *u.c.*, 2013).

Modeļa matemātiskā būtība ir attēlota formulās 2.15. līdz 2.17.

$$R_i(t) = R_i(L_{ij}(t), C_i(t)) \quad (2.15.)$$

$$L_{ij}(t) = \sum_k l_{ijk}(t) \quad (2.16.)$$

$$EL^{syst} = V(t) \sum_{i=1}^B p_i(t) R_i(t) \quad (2.17.)$$

Kur

R_i – banku maksātspējas izplatīšanās risks un citi faktori, kas noved pie defolta korelācijām (arī DebtRank),

$L_{ij}(t)$ – aizdevumu summa, ko banka j uz konkrēto brīdi ir aizdevusi bankai i ,

l_{ijk} – aizdevumi, ko banka j uz konkrēto brīdi ir aizdevusi bankai i ,

$C_i(t)$ – bankas i kapitāls,

EL^{syst} – paredzami sistēmas zaudējumi,

$V(t)$ – kopējā ekonomiskā banku vērtība,

p_i – defolta iespējamība bankai i ,

B – banku skaits kopējā banku sistēmā.

Formulas ņemtas no (Poledna un Thurner, 2016, 1601.lpp.).

Modelis tiek aprobēts pētnieku citā publikācijā, kurā tiek identificēti Austrijas sistēmiski nozīmīgākie uzņēmumi, izmantojot Austrijas banku kredītu reģistru. Interesantie rezultāti vēsta, ka,

piemēram, pastāv vairāki ne-finanšu uzņēmumi, kas rada lielāku sistēmisko risku, nekā pašas bankas, piemēram, **pakalpojumu un būvniecības uzņēmumi** (Poledna, Hinsteregger un Thurner, 2018).

DebtRank tiek testēts arī kā ES banku stresa testa variants periodā 2008.-2013. gads uz 183 ES pārstāvētām bankām, kuru dati ir pieejami *Bankscope* (Battiston, D’Errico un Gurciullo, 2016), starpbanku darījumus aizstājot ar banku aktīvu korelācijas matricu, zinot katras bankas kopējo starpbanku aktīvu un pasīvu apjomu korelācijas matrica tiek simulēta ar Monte Karlo metodi. Atkarībā no modeļiem, kas balstīti uz tirgus datiem, pētnieki sistēmas satricinājumu nosaka jau pie 0,5% vai 0,1%.

Tomēr modelim ir arī vairāki **trūkumi**. Kā būtiskākais ir – jo lielāks banku skaits sistēmā, jo neprecīzāk ir iespējams simulēt banku savstarpējās saiknes. Modelis, līdzīgi kā citi, neņem vērā reģionalitātes faktoru. Jāatzīmē, ka arī Monte Karlo simulācijā ar 1’000 vai 10’000 gadījumiem var būt neprecīzs. Ja modelis tiek izmantots sistēmisko uzņēmumu vērtēšanā, tad tas nespēj uztver sindicētos aizdevumus, kur vienam uzņēmumam aizdod vairākas bankas. Arī DebtRank lielākā mērā ietekmējas no katras bankas starpbanku aizdevumu summas, pastiprinot “pārāk liela, lai bankrotētu” aspektu.

PCA jeb galveno komponentu analīzes metode lielākā mērā pieskaras banku savstarpējo saikņu aspektam, ļaujot noteikt, **vai bankas kļūst ciešāk līdzatkarīgas**, vai tieši otrādi – mazāk līdzatkarīgas. Metode ir statistisks datu rīks, kas samazina datu dimensijas, kā arī izceļ datu savstarpējās saiknes (Bruce Ho un Dash Wu, 2009; Manly un Alberto, 2017). Ja **datu kopējo variāciju var izteikt vienā līdz trijiem (pieciem) komponentiem**, tad tiek pieļauts, ka dati ir savstarpēji saistīti. Pieaugot pirmo divu (trīs) komponentu spējai izskaidrot kopējo variāciju, pieaug datu kopas atkarība no kopējiem ārējiem faktoriem. Šo īpašību izmanto sistēmiskā riska banku savstarpējās saiknes aspekta vērtēšanā. Jāatzīst, ka, lai izmantotu šo metodi, datiem ir jābūt nepārtraukti izlīdzinātiem (no angļu valodas – “*continually levelled*”), starp rādītājiem ir jābūt lineārai sakarībai, jo PCA balstās uz Pīrsona korelācijas koeficientiem, kā arī nedrīkst būt izteikti izlecošas vērtības (Petrovska, 2018).

Modeļa matemātiskā būtība ir attēlota formulās 2.18. līdz 2.20.

$$Z_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p \quad (2.18.)$$

$$a_{11}^2 + a_{12}^2 + \dots + a_{1p}^2 = 1 \quad (2.19.)$$

$$R(Z_1; Z_2) \cong 0 \quad (2.20.)$$

p – indikatoru skaits,

$Z_{1 \rightarrow p}$ – pirmais komponents, otrais komponents utt.,

$X_{1 \rightarrow p}$ – rezultatīvās vērtības katrai bankai,

R – korelācijas koeficients starp diviem galvenajām komponentēm ir tuvs nullei,

Formulas ņemtas no (Manly un Alberto, 2017, 104–105.lpp.).

Viens no nozīmīgākajiem pētījumiem, kur izmantota PCA metode, lai noteiktu sistēmisko risku, ir *Zheng un citi, 2012*, kur par pamatu ņemot uzņēmējdarbības nozaru indeksu izmaiņas, tiek pierādīts, ka savstarpējo saikni izskaidrojošais pirmā komponenta augsts rādījums, izskaidrojot lielāku indeksu savstarpējo variāciju, noved augstāka sistēmiskā riska tuvākā nākotnē (Zheng *u.c.*, 2012). Citi pētnieki, izmantojot Turcijas banku kapitāla pietiekamības, ienākumu-izdevumu un likviditātes indikatorus par izejas datiem PCA, noskaidroja, ka Turcijas bankas savā starpā ir salīdzinoši neatkarīgas un ir maz pakļautas vienādu apstākļu ietekmei (Canbas, Cabuk un Kilic, 2005).

Metodes **trūkumi** ir šādi: tā neļauj identificēt katras bankas pienesumu kopējā sistēmiskā riska veidošanā, kā arī ir jāapzinās, kurus banku darbības indikatorus izvēlēties PCA metodei. Tomēr metode tiek izmantota promocijas darba autore izstrādātā modeļa rezultātu atbilstības novērtēšanā.

2.3. Tīkla modeļu metodoloģiskā analīze

Nākamā lielā modeļu grupa ir tā dēvētie tīkla modeļi, kur tiek būvēti dažādi banku tīkli, reizēm iekļaujot arī citus finanšu nozares spēlētājus. Šie modeļi ir pārņemti no **epidemioloģijas**, par to kā izplatās epidēmijas, pārnesot uz finanšu nozari un modelējot, kā sistēmā izplešas sistēmiskais risks. Tīkla modeļi banku nozarē ir arī pārņemti no termodinamikas un citām fizikas nozarēm. Tīkla modeļi attīsta makroprudenciālo uzraudzību, jo skata bankas kā daļu no vienotas sistēmas. Šī veida modeļi par pamatu ņem banku **savstarpējo saikņu sistēmiskā riska** aspektu, kā arī **aizvietojamības** aspektu, jo analizē arī konkrētās bankas centralizāciju.

Lai arī iesākumā šie modeļi bija tīri **teorētiski un vairāk aprakstoši**, tomēr mūsdienu matemātiskās programmēšanas iespējas un pieaugošā datu pieejamība ir veicinājusi šo modeļu attīstību. Šie modeļi spēj sistēmiskā riska noteikšanai pieņemt, ka banku tīkls ieņem **pilnas vai nepilnas sistēmas** dažādas formas, piemēram, zirnekļ-tīkla, kaskādes, līmeņu (Gandy un Veraart, 2017).

Viens no būtiskākajiem šo modeļu **trūkumiem** ir to modelēšanas sarežģītība, kādēļ priekšroka tiek dota uz tirgus datiem balstītiem modeļiem. Tā kā publiski pieejamie dati pārsvarā ietver tikai konkrētās bankas kopējo ekspozīciju starpbanku tirgū, nevis katras bankas savstarpējās ekspozīcijas, tad šīs savstarpējās ekspozīcijas tiek modelētas, vai nu ar Monte Karlo metodi vai ar citiem Bajesa statistikas metodēm.

Pētnieki arī iesaka modeļus papildināt ar **netiešo saikni veicinošu informāciju**, kā aktīvu portfeļa sastāvdaļām, banku savstarpējo maksājumu biežumu un detalizētu informāciju, kā arī kopistisku portfeļu ekspozīciju (van de Leur, Lucas un Seeger, 2017).

Allen un Gale modelis. *Allen un Gale* ir uzskatāmi par tīkla modeļu aizsācējiem banku nozarē. Viņi bija vieni no pirmajiem, kas aprakstoši pierādīja ne tikai, ka efektīvi pastāv dažādas formas banku tīkli un dažas bankas ieņem centrālo pozīciju. Viņi arī pierādīja, ka pastāvot **nepilnas formas tīkliem**, tie var būt efektīvi un bez “sastrēgumiem” pārvadīt finanšu plūsmas (Allen un Gale, 2000). Viņi ir arī vieni no pirmajiem, kas modelē likviditātes krīzes izplatīšanos banku sistēmā, atkarībā no banku savstarpējām saiknēm, un uzsver cik svarīgi ir **nepieļaut banku savstarpējo darījumu iesaldēšanu**, pastāvot likviditātes krīzei, kas var novest pie sistēmiskas krīzes (Allen un Gale, 2000).

Praktiski šādu situāciju ir novērtējuši pētnieki *Iyer un Peydro*, kur Regulatora vienaldzības dēļ Indijā tika atļauts izveidoties tādām banku tīklam, kur viena banka sniedza citām bankām pieeju noguldītāju depozītiem un pieejai pasaules finanšu tirgiem, un šīs bankas noziedzīgas rīcības rezultātā iestājās likviditātes krīze visā sistēmā, Indijas valdībai nebija brīvu līdzekļu, ko iepludināt sistēmā, un banku sistēmā norisinājās domino efekts (Iyer un Peydró, 2011).

Jāatzīst, ka *Allen un Gale*, 2000 vēl nepētīja kopējā sistēmiskā riska līmeni, bet galvenokārt skaidroja teorētiskos principus sistēmiskas krīzes rašanai un pamatoja, ka arī **nodalītos, slēgtos** tīklos likviditātes krīze var “pārmesties” investoru, noguldītāju un darījuma partneru baiļu dēļ (Allen un Gale, 2000).

Vieni no pirmajiem, kas izmantoja **Grendžera cēloņsakarību**, lai modelētu sistēmiskā riska līmeni, identificējot sistēmiskā riska radītājus un uzņēmējus, bija *Billio* un citi 2012. gadā. Grendžera cēloņsakarība ļauj noteikt, vai un kurš mainīgais lielums izskaidro kuru, spēj noteikt, kurš ir tā dēvētais **iniciators** kādam procesam, vai šokam. Modelis ir salīdzinoši viegli ieviešams un neprasa grūti vai dārgi pieejamus datus. Turklāt modelis ļauj atklāt arī banku apzinātu vai neapzinātu **pūļa rīcību**, tai skaitā identificējot līderus un sekotājus.

Šo īpašību izmanto *Billio* un citi, 2012, analizējot ASV **finanšu sistēmas nozaru savstarpējo saikni** periodos pirms un globālās finanšu krīzes laikā. Par izejas datiem tiek izmantoti riska ieguldījumu fondu, brokeru/dīleru, banku un apdrošināšanas sabiedrību mēneša atdeves dati. Šādi notiek izvairīšanās no baltā trokšņa datos, ja tiktu izmantoti ik dienas dati. Turklāt, daļā no norādītajām nozarēm nemaz ikdienas dati nav pieejami. Pētnieki parāda, ka nozares kopš 1996. gada ir kļuvušas aizvien ciešāk saistītas, un, ka bankas ir lielākie šoku iniciatori, kurus pārējās nozares absorbē (*Billio u.c.*, 2012).

Modeļa matemātiskā būtība ir aprakstīta formulās 2.21. līdz 2.22.

$$R_{t+1}^i = a^i R_t^i + b^{ij} R_t^j + e_{t+1}^i, \quad (2.21.)$$

$$R_{t+1}^j = a^j R_t^j + b^{ji} R_t^i + e_{t+1}^j \quad (2.22.)$$

Kur

R_t^i un R_t^j – divas stacionāras laika rindas – bankas i un apdrošināšanas sabiedrība j atdeves rādītāji,

e_{t+1}^i un e_{t+1}^j – divas nekorelētas baltā trokšņa procesi (kļūdas),

a^i, a^j, b^{ij}, b^{ji} – modeļa koeficienti.

Formulas ņemtas no (Billio *u.c.*, 2012, 539.-540.lpp.).

Ja j ir Grendžera-cēlonis i , tad b^{ij} ir statistiski nozīmīgi atšķirīgs no nulles. Ja i ir Grendžera-cēlonis j , tad b^{ji} ir statistiski nozīmīgi atšķirīgs no nulles. Ja abi augstākminētie koeficienti ir statistiski nozīmīgi atšķirīgi no nulles, tad starp i un j pastāv atgriezeniskā saite. Ja abi augstākminētie koeficienti nav statistiski nozīmīgi, tad nevar apgalvot, ka i un j saista kāda saikne. Billio un citi, 2012 izmanto GARCH (1,1) modeli (no angļu valodas – “*Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity*”).

Lai arī modelis ir izmantots, meklējot cēloņsakarības starp dažādiem ekonomikas indikatoriem, tomēr modelis ir izmantots arī banku zinātnē. Rodriguez-Moreno un Pena, 2013, izmantojot Grendžera cēloņsakarību, novērtē, vai un kuri atvasinātie finanšu instrumenti veicina banku sistēmisko risku. Viņi atklāj, ka konkrētas bankas veidoto sistēmiskā riska līmeni veicina tikai daži atvasinātie finanšu instrumenti – ārvalstu valūtas un kredītu atvasinātie finanšu instrumenti (Rodriguez-Moreno un Peña, 2013). Sekojot Billio un citi, 2012 pieejai, pētnieki Ķīnā atklāja, ka tieši negatīvie šoki **apdrošināšanas un banku nozarēs ir atgriezeniski**, kamēr pozitīvi šoki nav atgriezeniski, kā arī to, ka negatīvi šoki apdrošināšanas nozarē rada pozitīvus satricinājumus banku nozarē (Pan, Guo un Jing, 2016).

Tomēr Billio un citi, 2012 izstrādātajam modelim tomēr pastāv arī vairāki **trūkumi**. Modelī par izejas datiem tiek izmantoti tikai atdeves (aktīvu atdeve) rādītājs, tikai virspusēji ieskicējot sektorālās atkarības. Ja modeli pārnes tikai uz banku nozari, tad ir nepieciešams līdzatkarību skatīties arī **citos indikatoros**, kā, piemēram, kredītu portfeļos, likviditātē vai finanšu sviras rādītājos, jo bankas var izvēlēties pūļa rīcību dažādos finanšu stabilitātes aspektos. Turklāt, kā jau iepriekš promocijas darbā ir norādīts, bankām, piedzīvojot negatīvus šokus, rodas **iniciatīva zaudējumus neatklāt** pilnā apmērā, kas mākslīgi ietekmē atdeves rādītājus.

Sindicētie aizdevumi. Vēl viena modeļu klase, kuras spilgtākais pārstāvji ir Cai, Saunders un Steffen, 2018, ir modeļi, kas balstās uz sindicētajiem aizdevumiem. Šī modeļu klase tieši pieskaras

banku savstarpējās saiknes sistēmiskā riska aspektam. Turklāt, spējot izņemt aktīvu daļu, kas bankām pārklājas, spēj precīzāk noteikt sistēmiskā riska apmēru. *Cai, Saunders un Steffen, 2018* modeļa spēja noteikt sistēmisko risku tiek salīdzināta ar CoVAR, SRISK un DIP (no angļu valodas – “*Distressed Insurance Premium*”, ko izstrādājuši *Huang, Zhou un Zhu*, par pamatu ņemot CDS prēmiju izmaiņas (*Huang, Zhou un Zhu, 2009*)), un rezultāti norāda, ka modelis pozitīvi korelē ar šiem rādītājiem (*Cai, Saunders un Steffen, 2018*), tas nozīmē, jo savstarpēji savienotāka banka, jo recesijas periodā tā kļūst sistēmiski nozīmīgāka un bankas nestabilitāte var radīt lielākus zaudējumus kopējai sistēmai. Banku savstarpējā saikne tiek mērīta kā katru **divu banku sindicēto aizdevumu portfeļa līdzība** (autori to dēvē par distanci – jo mazāka/īsāka distance, jo ciešāk ir saistītas abas bankas). Tiek izmantota *Thomson Reuters LPC DealScan* datubāze, atlasot sindicētos aizdevumus ASV uzņēmumiem laika periodā 1988. gads – 2011. gada jūlijs. Pētnieki ir spējīgi atrast banku kredītportfeļu daļas, kas pārklājas un tādejādi veicina banku savstarpējo saikni un kopējo sistēmisko risku. Būtiskākais pētnieku secinājums ir, ka banku savstarpējā saikne strauji samazinājās globālās finanšu krīzes periodā (2008. gada vidus līdz 2009. gada beigās), tomēr 2010. gada sākumā šī saikne atkal sasniedza pirms krīzes maksimumu (*Cai, Saunders un Steffen, 2018*).

Matemātiskā modeļa būtība ir redzama formulās 2.23. līdz 2.24.

$$Distance_{m,n,t} = \sqrt{\sum_{j=1}^J (w_{m,j,t} - w_{n,j,t})^2} \quad (2.23.)$$

$$Banku\ savstarpējā\ saikne_{m,t} = \left(1 - \frac{\sum_{m \neq n} x_{m,n,t} * Distance_{m,n,t}}{\sqrt{2}}\right) * 100 \quad (2.24.)$$

Kur

$Distance_{m,n,t}$ – Euklīda¹² distance starp divām bankām visās industrijās,

j – industriju skaits, kurās banka m izsniedz kredītus,

m, n – divas konkrētās bankas,

t – konkrētais laika periods,

$w_{m,j,t}$ – galvenā aizdevēja kredītportfeļa īpatsvars nozarē j 12 mēnešu periodā līdz t ,

$Banku\ savstarpējā\ saikne_{i,t}$ – sistēmiskā riska aspekta rādītājs.

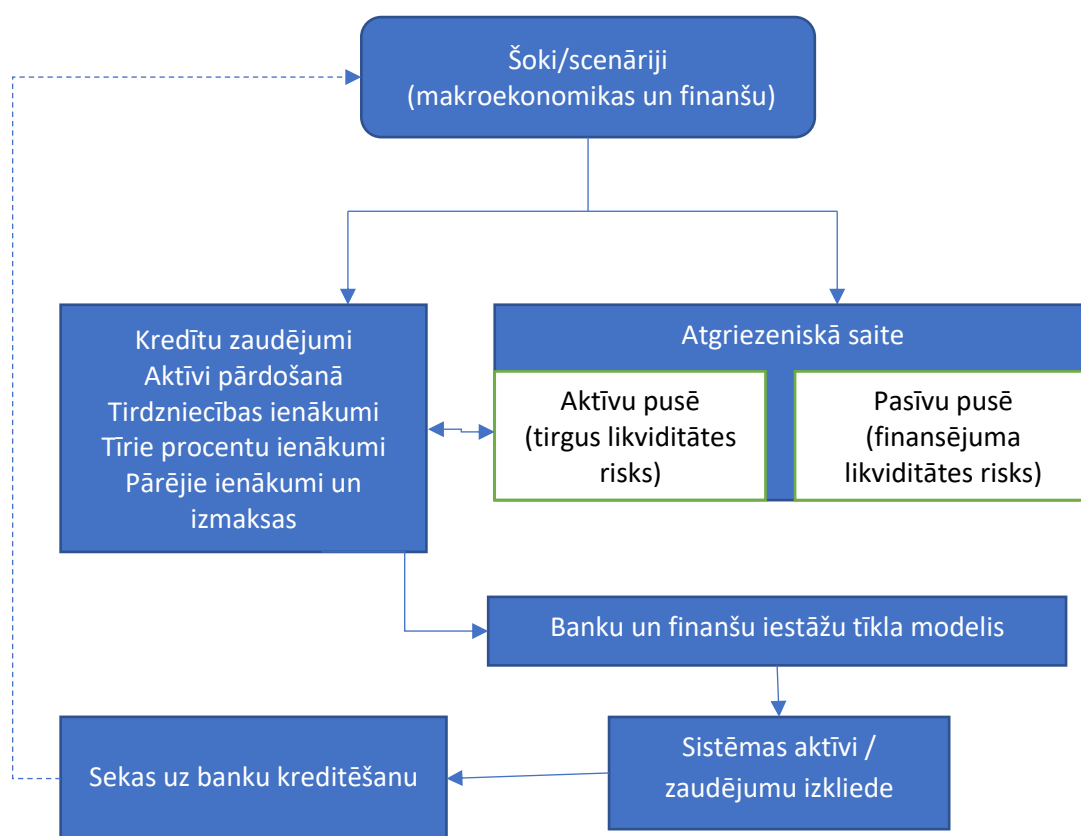
Formulas ņemtas no (*Cai, Saunders un Steffen, 2018, 113.–115.lpp.*).

Lai arī modelis skaidri parāda banku savstarpējās saiknes, tomēr tam ir vairāki **trūkumi**. Galvenokārt ir svarīgi uzsvērt, ka pētnieki ir skatījušies tikai uz šauru sistēmiskā riska aspekta daļu – aizdevumus, kur bankas labprātīgi ir piekritušas būt sindikātā, neietverot pārējos banku izsniegtos aizdevumus vienās un tajās pašās nozarēs, iespējams, paaugstinot koncentrācijas risku uz optimālas

¹² Euklīda distance ir kvadrātsakne no aizdevumu portfolio industriju svaru starpību kvadrātu summas.

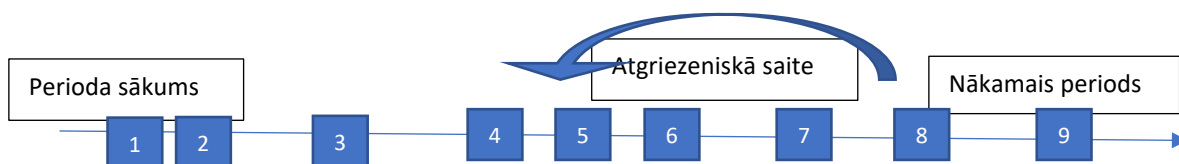
tautsaimniecības kreditēšanas pamata. Jāatzīmē arī, ka izmantotā datubāze ir ļoti dārga un tajā ir nepilnīgā apmērā pieejami dati par mazāku valstu banku sindicētajiem aizdevumiem. Turklāt mazākās valstīs sindicētie aizdevumi nav tik izplatīts veids un aizņem mazāko tirgus daļu, tādējādi nebūtu reprezentatīvs izejas datu avots.

RAMSI (no angļu valodas – “*Risk Assessment Model for Systemic Institutions*”). Lielbritānijas centrālās bankas pētnieki jau 2009. gadā izstrādāja savu novērtēšanas modeli, identificējot sistēmiski nozīmīgas iestādes. Modelis ietver **makroekonomikas šoku pakāpenisku un atgriezenisku ietekmi uz bankām**, to bilances pozīcijām un cik izturīgas ir bankas pret šiem šokiem. Turklāt katrā solī rādītāji tiek kalibrēti. Tāpat modelis ietver citu banku likviditātes problēmu, aktīvu piespiedu pārdošanas, investoru konfidences samazināšanās ietekmi uz konkrēto banku (Aikman *u.c.*, 2010). Turklāt modelī tiek ietverta arī tīkla modeļu pamatprincipi par to, kā bankas ir savā starpā līdzatkarīgas. Modeļa uzbūve shematiski redzama attēlos 2.1. līdz 2.2.



2.1.attēls. **RAMSI modeļa shematiskais attēlojums**

Avots: Aikman, D. *u.c.* (2010) *Funding Liquidity Risk in a Quantitative Model of Systemic Stability*. 555. Santiago., 375.lpp.



1. Makro/finansiālie šoki	5. Reitinga pārvērtēšana
2. Defolta iespējamība un banku peļņas apmēri	6. Finansējuma likviditātes risks
3. Bilanču amortizācija	7. Likviditātes atgriezeniskā saite
4. Peļņa un zaudējumi	8. Tīkla kopējie zaudējumi
	9. Atkārtotās investīcijas

2.2.attēls. **RAMSI modeļa dinamika**

Avots: Aikman, D. u.c. (2010) *Funding Liquidity Risk in a Quantitative Model of Systemic Stability*. 555. Santiago., 376.lpp

Šoki un scenāriji modelī tiek modelēti caur BVAR (no angļu valodas – “*Bayesian vector autoregression*”) modeļa ietvaru, izmantojot galveno makroekonomikas rādītāju ceturkšņa izmaiņas ar divām novēlotām pagātnes vērtībām. Rādītāji ietver valsts IKP, inflāciju, GBP maiņas kursa indeksu, FTSE ietverto uzņēmumu akciju cenu indeksa izmaiņas, mājokļu cenu indeksu, komerciālo īpašumu cenu indeksu, kā arī ASV IKP un inflāciju, eiro zonas IKP un inflāciju, naftas cenu un pasaules akciju cenu izmaiņas. Modelis tiek analizēts trīs gadu periodā, lai iekļautu banku spēju **absorbēt zaudējumus**. Modelis arī ietver sakarību, ka, bankai bankrotējot, daļa aktīvu tiek norakstīti un citas bankas vai investori nevar šos aktīvus pārņemt (Aikman u.c., 2010).

Lai arī modelis ir daudzpakāpju un ietver gan makroekonomikas, gan banku sistēmas šokus, tomēr modelim ir vairāki **trūkumi**. Modelī tiek izmantotas vien nozīmīgākās UK bankas, iespējams, aizmirstot par mazām, bet saistītām bankām. Pētnieki arī atzīst, ka īpaši detalizētie banku bilanču dati tiek ņemti no vien Regulatoram pieejamiem datiem (400 aktīvu un 250 pasīvu pozīciju) (Aikman u.c., 2010). Pētnieki norāda, ka, ja dati nav pieejami, trūkstošie datu punkti tiek ekstrapolēti, vai modelēti, balstoties uz citu pieejamo informāciju, piemēram, pārējo ienākumu dati tiek pārnesti no ASV bankām (Aikman u.c., 2010). Liels mīnuss modelim ir arī tas, ka modeļa autori neietver paredzamās valsts/Regulatora garantijas lielākajām vai nozīmīgākajām bankām. Viņi neparedz nekādu Regulatora iejaukšanos.

2.4. Kombinēto modeļu metodoloģiskā analīze

Pastāv arī vairāku veidu tā dēvētie “kombinētie” modeļi, kas izmanto dažādus datu avotus un pamata teorijas.

Uz aģentu rīcību balstīti modeļi ir modeļi, kas izmanto apjomīgas datorsimulācijas, lai simulētu konkrētu aģentu rīcību, kā arī šo aģentu rīcību grupā un sistēmā kopumā. Svarīgi, ka modeļi aģentu rīcība tiek vērtēta kompleksi, ietverot šo aģentu sagaidāmo uzvedību sistēmas līmenī (European Central Bank, 2010).

Demekas, 2017 norāda, ka aģentiem ir jābūt autonomiem un heterogēniem (Demekas, 2017), kas gan, starp bankām pastāvot pūļa rīcībai, nav patiesība. Šajos modeļos nozīmīgi ir iepriekš definēt šo aģentu rīcības, kas var atšķirties atkarībā no vides, kādā operē konkrētie aģenti. Daži no tā dēvētajiem tīkla modeļiem, jau iekļauj sistēmas aģentu iniciatīvas, tomēr tie vēl ir attīstības fāzē. Pat ASV izveidotās sistēmiskā riska analīzes institūcijas ir pievērsušās šim jautājumam (Bisias *u.c.*, 2012).

Uz kopulu teoriju balstīti modeļi. Kopulu teorijas principi ir labi izmantojami, jo bankas veido noteiktu savstarpēju tīklu, kā arī ir iespējams noteikt dažādus sistēmiskos zaudējumus konkrētā laika periodā, atkarībā no dažādiem variantiem. Kopulas pamatprincipi ļauj noteikt savstarpējo saikni starp nejaušiem mainīgajiem galējo vērtību teorijā (Asimit un Li, 2018), kas šajā gadījumā ir individuālu banku zaudējumi no kāda konkrēta šoka sistēmā. Kopulu teorijas pamatprincipi ļauj vienlaikus **modelēt dažādas banku savstarpējās sakarības**, tas ir, kura banka no kuras ir atkarīga un kādā veidā. Kopulu modelēšana pieļauj augstāku dimensiju izmantošanu, kā arī **asimetrisku saikni starp bankām** vai to aktīviem (Chen un Khashanah, 2016).

Jāatzīst, kā pēdējos gados ir izplatījusies kopulu teorijas pamatprincipu izmantošana sistēmiskā riska noteikšanā, piemēram, dažādas kopulas izmanto analizējot Brazīlijas un Latīņamerikas banku tīkla ekstrēmā sistēmiskā riska iestāšanos un izplatīšanos un identificējot sistēmiski nozīmīgākās bankas (Rivera-Castro, Ugolini un Zambrano, 2018). 2016. gadā publicēts pētījums arī parāda, ka ar kopulu teorijas pamatprincipiem ir iespējams noteikt tautsaimniecības nozares, kas sistēmisko risku rada, un **nozares, kas sistēmisko risku uzņem** (Chen un Khashanah, 2016). Tomēr pētnieki arī norāda, ka pastāvot lielam skaitam dažādu kopulu, ir jāprot izvēlēties pareizās, jo ir kopulas, kas nespēj precīzi modelēt ekstrēmos gadījumus vienas vai daudzdimensiju zaudējumu varbūtības izklidē, kā rezultātā tiek par zemu novērtēts ekstrēmo notikumu un sistēmiskais risks (Pourkhanali *u.c.*, 2016), (Pflug un Pichler, 2018).

Epidemioloģijas teorijā balstītie modeļi. Izprotot, ka sistēmiskā riska izplatība, sevišķi jau krīzes periodā, līdzinās epidēmiju izplatībai, tad pētnieki ir mēģinājuši epidemioloģijas pamatprincipus, kas matemātiski modelēti jau kopš 1980. gadiem, ieviest arī sistēmiskā riska novērtēšanā (Derbali un Hallara, 2016). Modelis ļauj noteikt bankrotu izplatīšanās kanālus, nosakot šādus parametrus: varbūtība, ka banka bankrotēs, banku bankrotu savstarpējā korelācija, aktīvu

atgūšanas pakāpe, bankrotu biežums, ja citas bankas piedzīvo zaudējumus, tirgus kapitalizācijas vērtības pieaugums, zaudējumu kopums no bankas bankrota (Derbali un Hallara, 2016).

Modeļa principu spilgtākie pārstāvji 2016. gadā publicēja pētījumu, kurā sevis nosaukto modeli SEIR (no angļu valodas – “*Susceptible, Exposed, Infected and Removed*” jeb “Jūtīgi, Pakļauti, Inficēti un Izņemti”) pielieto 18 Atēnu biržā kotētām bankām laika periodā 2006.-2012.gads (Derbali un Hallara, 2016). Modelis ietver arī iespēju, ka Regulators glābj daļu banku, kurām ir defolta risks. Tomēr arī šim modelim ir trūkumi, piemēram, tiek pieņemts, ka bankas ir homogēnas un epidēmija bankas skars vienādi (Derbali un Hallara, 2016).

Uz intuīciju balstītie modeļi. Ievērojot to, ka patieso sistēmiskā riska līmeni ir ļoti grūti noteikt, it sevišķi mazās ekonomikās, kur trūkst nepieciešamie dati, daži pētnieki iesaka izmantot intuīcijā balstītu modeli. Tas nozīmētu: sekot Regulatora modelim, bet rezultātus salāgot ar, parasti, Regulatora uzskatiem vai prognozēm par nākotni. Vienlaikus šie paši pētnieki apšaubā Regulatora spēju validēt savus spriedumus par bankām (Danielsson *u.c.*, 2016a), kuras tas pārbauda, sevišķi, ja ir nepieciešams noteikt sistēmiskā riska kapitāla buferus vai citus rīkus, kas ierobežotu banku brīvu rīcību. Turklāt šāda rīcība prasītu arī likumdevēju un sabiedrības pārliecību par precīzu un optimālu Regulatora rīcību.

Heatmaps (no angļu valodas – “temperatūras” kartes) ir rīks, kas ļauj noteikt banku sistēmas kopējo stabilitāti un to, kuras bankas ir riskantākas (zema likviditāte, kapitāla pietiekamība, pārlietu augsta vai zema aktīvu atdeve, izsniegto kredītu kvalitāte). Analizējot *Blancher un citi, 2013* (Blancher *u.c.*, 2013) pētījumu par uz to brīdi pieejamajiem sistēmiskā riska modeļiem, promocijas darba autore atzina, ka tobrīd piemērotākais modelis banku nozarēm ar slēgtām akciju sabiedrībām ir tieši *HeatMaps* (Petrovska un Rupeika-Apoga, 2017), jo vienīgais par izejas datiem izmanto tikai banku bilanču datus. Šis modelis atspoguļo **banku savstarpējās saiknes** sistēmiskā riska aspektu, jo vērtē cik ļoti katra banka ir atšķirīga vai tieši otrādi līdzīga ar citām sistēmas bankām. Jo konkrētai bankai augstāka stabilitāte un pelnītspēja, jo tā drošāka un “zaļāka”. Savukārt, jo banka riskantāka un tai ir sliktāki stabilitātes rādītāji, jo tā ir “sarkanāka” un tai ir jāpievērš pastiprināta uzmanība. Metodoloģija arī ietver mērogošanas efektu – zemākā desmitdaļa vienmēr būs tumši sarkana, kamēr augstākā desmitdaļa – tumši zaļa – un rādītāju normalizēšanu trīs periodu garumā.

Vienlaikus ir secināms, ka *Ong un citi* (Ong, Jeasakul un Kwoh, 2013) izstrādātais modelis sistēmiskā riska novērtēšanai ir nepilnīgs un ir paredzēts tirgum, kur bankas ir homogēnas. Šis modelis drīzāk ir uzskatāms par kopējo banku sistēmas stresa rīku, jo līdzīgi kā Regulatora modelis, ranžē bankas pēc to stabilitātes kritērijiem, neparedzot, ka, ja visām bankām pasliktinās kāds rezultatīvais rādītājs, tad visa nozare kļūst nestabilāka. Kā norāda Petrovska un Rupeika-Apoga, 2017

savā pētījumā, tad sadalīšana bankas homogēnās apakšgrupās nav piemērojama metode, jo tad katrā no apakš-grupām ir pārāk mazs skaits banku, lai veiktu nepieciešamos mērījumus (Petrovska un Rupeika-Apoga, 2017).

Tomēr šis modelis tiek izmantots promocijas darba autores izstrādātā mehānisma pārbaudei darba trešajā daļā.

2.5. Baltijas banku nozares sistēmiskā riska novērtēšanas modeļa izvēles pamatojums

Izvērtējot četru dažādu tipu sistēmiskā riska modeļus, par piemērotāko ir izvēlēta Grendžera cēloņsakarībā balstīts modelis, kas pieder tīkla modeļu grupai. Šis modelis ļauj novērtēt banku savstarpējo netiešo saikni no dažādiem biznesa darbības aspektiem, kas pašreizējā sistēmiskā riska pētniecībā ir vissarežģītākais un mazāk pētītais sistēmiskā riska aspekts.

Modelis arī pieļauj publiski pieejamu grāmatvedības datu izmantošanu. Šis faktors ir īpaši nozīmīgs, jo Baltijas banku sistēmās tikainiecīga daļa no bankām ir publiskas akciju sabiedrības, it sevišķi ar pietiekami garām laika rindām, lai būtu iespējams izdarīt statistiski nozīmīgus secinājumus. Ne mazāk būtiski ir šī modeļa salīdzinoši vienkāršā replicēšana uz citu valstu banku nozarēm.

Grendžera cēloņsakarībā balstītais modelis arī nepieprasa, lai bankas savā starpā būtu homogēnas, ir tikai nepieciešams izvēlēties vienādus rādītājus, kas raksturo kādu konkrētu biznesa stratēģijas aspektu, piemēram, kapitāla multiplikators, kas raksturo konkrētās bankas vēlmi uzņemt risku. Ja bankas nebūs savstarpēji saistītas, tad metode vienkārši neuzrādīs savstarpēju cēloņsakarību.

Turklāt, šis modelis noņem Regulatora radīto neobjektivitāti (no angļu valodas – “*biases*”), uzliekot kādai konkrētai bankai atšķirīgus darbības ierobežojumus (piemēram, paaugstinātas kapitāla vai likviditātes prasības), jo pieļauj izmantot rādītāju izmaiņas, nevis bāzes līmeņus.

Izstrādātais modelis arī ļauj novērtēt katras bankas ieguldījumu sistēmiskā riska veidošanā caur to, kā konkrētā banka **saņem, vai rada impulsu**, kā arī ir iespējams novērtēt konkrētās bankas **sistēmiskuma izmaiņas** dažādos laika periodos. Šādas spējas ir nozīmīgas sistēmiskā riska novērtēšanas modelim (Peydro, Laeven un Freixas, 2015). Turklāt, testējot modeli citās Baltijas valstīs, tas Igaunijā sniedz pārsteidzoši labus rezultātus, kas ir nozīmīgi, lai modelis būtu **standartizējams** un nevis derīgs kādam konkrētam gadījumam.

Lai arī izlases garums katrā laika periodā ir salīdzinoši īss, C.W.J. Grendžers ir norādījis, ka, ja izlases periods ir pārāk garš, tad cēloņsakarības **detālas nav iespējams** atrast un izcelt (Granger, 1969).

Acharya, Engle un Richardson ceļ trauksmi, ka Grendžera cēloņsakarības testi nespēj korekti un pilnībā noskaidrot patieso cēloni, ja visi šoki netiek apskatīti vienlaicīgi (Acharya, Engle un

Richardson, 2012), tomēr apskatot visas bankas, kas piedalās konkrētajā (Baltijas) tirgū¹³ un pēcāk pētot banku tīklu kopumā, šī iespējamā nepilnība tiek izslēgta. Ja apskata banku tirgu kopumā, tad ārējo faktoru ietekme, piemēram, fakts, ka netiešo saikni ietekmē strukturālas un cikliskas izmaiņas tautsaimniecībā, tiek iekļauts, attēlojot kopējo tīklu. Turklāt, ja katra banka ir atkarīga no dažādām tautsaimniecības nozarēm (kredītu un citu investīciju ekspozīcija), tad arī Grendžera cēloņsakarība neuzrādīs savstarpējo saikni. Savukārt, ja konkrētas **norises tautsaimniecībā ietekmētu vienu trešdaļu no bankām** sistēmā, tad veidojot kopējo sistēmas tīkla karti šī sakarība banku savstarpējā saiknē būtu spilgti redzams kā atsevišķs tīkls.

Būtiski, ka modelis ļauj identificēt banku savstarpējās netiešās saiknes, lai Regulators spētu novērtēt, vai nav nepieciešama kāda **atsevišķa iejaukšanās** un no ārpuses radīt apstākļus, lai bankas **izvēlētos samazināt savstarpējās netiešās saiknes**, piemēram, izvēloties pamainīt savu likviditātes vai kapitāla pietiekamības vadības stratēģiju.

Kopumā ir secināms, ka Grendžera cēloņsakarībā balstītais modelis ir piemērojams Baltijas banku nozaru sistēmiskā riska novērtēšanai, jo šim modelim piemīt nepieciešamās īpašības, kas ļauj to izmantot banku sistēmās ar slēgtām akciju sabiedrībām.

2.daļas kopsavilkums

Darba otrajā daļā tiek aplūkoti sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi. Attīstoties šai zinātnes nozarei, pieaug arī prasības modeļiem. Turklāt pēdējos trijos gados tiek atklāti iepriekš izstrādāto etalona modeļu trūkumi, piemēram, tiek apšaubīta to spēja novērtēt tieši sistēmisko risku, nevis tirgus risku.

Labam modelim ir jābūt no publiski pieejamajiem datiem, lai tiktu nodrošināta replicēšanas iespējamība, kā arī jāspēj attiecināt sistēmiskā riska apjomu uz katru sistēmas banku. Pastāv dažādi sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi, kur BCBS izstrādātās vadlīnijas tiek pieņemtas kā etalons sistēmiskuma novērtēšanai – tiek noteiktas piecas kategorijas jeb sistēmiskā riska kanāli.

Modeļiem bagātākie ir uz tirgus datiem balstītie, kas balstās uz efektīva tirgus teoriju. Pamatā šie modeļi balstās uz banku akciju vai citu finansējuma instrumentu cenu svārstībām, kā arī CDS prēmiju izmaiņām. Akadēmiskajā vidē etalona modeļi ir SRISK un ΔCoVAR , kas spēj identificēt sistēmas bankām nepieciešamo papildu kapitālu, ja viena konkrētā banka piedzīvo maksāspējas stresu. Mazāk izplatīti ir uz grāmatvedības datiem balstītie modeļi, jo tie ir inertāki, bet spēj uztvert ilgākas tendences. Pamatā modeļi analizē banku savstarpējās saiknes caur banku aktīvu korelācijas matricu.

¹³ Izņemot vienu banku, kas veica apvienošanos un nav spiesta atklāt savus finanšu datus.

Tīkla modeļi, lai gan pieejami jau kopš 21. gadsimta pirmās desmitgades, tomēr kā zinātniskā inovācija kļuva iespējami tikai pēc 2009. gada, jo prasa lielu datora jaudu un ir sarežģīti strukturējami. Turklāt pēc 2015. gada tieši šī modeļu klase ir izplatījusies visstraujāk.

Grendžera cēloņsakarībā balstītais modelis ir pats piemērotākais sistēmiskā riska aspekta – savstarpējās netiešās saiknes pētīšanai Baltijas banku nozarēs, jo tas ļauj identificēt impulsa radītājus un saņēmējus, nepieprasa tirgus datu izmantošanu, kā arī ļauj novērtēt savstarpējās netiešās saiknes esamību dažādās biznesa stratēģijas jomās.

3. SISTĒMISKĀ RISKA ASPEKTA – SAVSTARPĒJĀS NETIEŠĀS SAIKNES – NOVĒRTĒŠANAS MODELIS BALTIJAS VALSTU BANKU SISTĒMĀM

Promocijas darba pirmajā daļā apskatot problemātiku sistēmiskā riska novērtēšanā, ar uzsvāru uz mazām atvērtām ekonomikām, kur bankas, kas piedalās finanšu sistēmā, ir slēgtas akciju sabiedrības, un otrajā daļā izvērtējot dažādus sistēmiskā riska novērtēšanas modeļus mūsdienās, promocijas darba trešajā daļā atklāj pieeju sistēmiskā riska savstarpējās netiešās saiknes aspekta novērtēšanai. Tieši savstarpējā saikne ir vissarežģītāk novērtējama sistēmiskā riska aspekts, jo pārējie aspekti ir tieši atklājami un nosakāmi un tiem nav nepieciešama atsevišķa modeļa izveide. Izvērtējot iespējami atbilstošākos modeļus šādas situācijas izvērtēšanai, par piemērotāko metodi tika izvēlēta Grendžera cēloņsakarības likumsakarība, to pārnesot uz mikro līmeni, banku savstarpējo netiešo saikni vērtējot caur vairākiem kanāliem, ne tikai kopējo aktīvu atdeves prizmā. Grendžera cēloņsakarības metode banku savstarpējo netiešo saikņu modelēšanā tika izvēlēta, jo pirmkārt, modelis ir piemērots slēgtām akciju sabiedrībām, kur vienīgie publiski pieejamie dati ir no ceturkšņa publiskajiem pārskatiem. Otrkārt, modelis ir ērti konstruējams, treškārt, modeļa rezultāti ir ērti interpretējami, ceturkārt, modeli ir iespējams izmantot arī uz īsām laika rindām. Ne mazāk būtiska ir paša Grendžera cēloņsakarības īpašība – spēt identificēt cēloni no sekām, kas banku netiešās saiknes kontekstā nozīmē spēt attēlot, vai starp bankām pastāv pūļa rīcība.

Promocijas darba trešajā daļā vispirms tiek aplūkota Baltijas banku sistēma un datiem piešķirts konteksts, pēc tam tiek uzlabots izvēlētais modelis, kā arī tas tiek aprobēts trīs Baltijas valstu un Somijas banku sistēmās. Daļas turpinājumā izstrādātais modelis tiek pārbaudīts dažādos veidos.

3.1. Baltijas valstu banku sistēmu attīstība

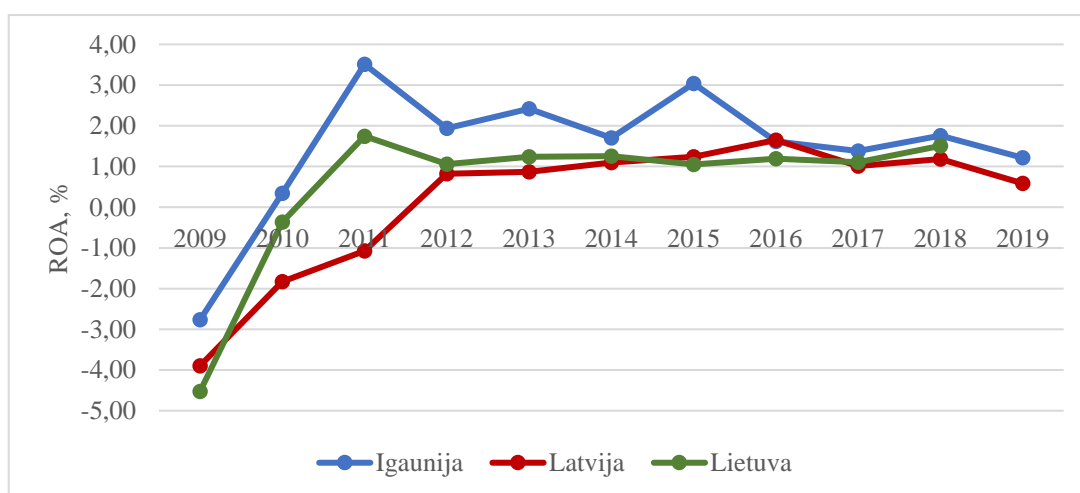
Baltijas valstis ir mazas atvērtas eiro zonas ekonomikas, kurās izteikti dominē bankas, kas ir slēgtas akciju sabiedrības. Vismaz Igaunijā, tas izskaidrojams ar notikumiem, kas norisinājās 2000.-šo gadu sākumā, kad iepriekš kotētas bankas pārpirka lielas ārvalstu bankas un šīs bankas tika pārveidotas par slēgtām akciju sabiedrībām.

Baltijas valstis savu neatkarību atguva 1990.-to gadu sākumā, pateicoties PSRS sabrukumam. Straujās ekonomikas transformācijas no plānveida ekonomikas uz tirgus ekonomikas dēļ, arī banku nozares uzplauka, vismaz izsniegto banku licenču skaita ziņā. Igaunijā vairākas bankas tika kotētas vietējā biržā, vienā brīdī sasniedzot pat 60% no visā biržā tirgoto aktīvu tirgus kapitalizācijas (Liuhto *u.c.*, 2007). Nozīmīga banku krīze atjaunoto valstu vēsturē norisinājās 1998. gada Krievijas krīzes laikā, kad dramatiski samazinājās aktīvo un darbojošos banku skaits. Tas saistīts gan ar faktu, ka

bankām bija augsta ekspozīcija Krievijas tirgū, gan ar kopējo ekonomikas attīstību un iespēju konkurēt un nopelnīt.

2000.-šo gadu sākums (Latvijā jau 1990.-to gadu beigās) iezīmēja vietējo banku pārņemšanu, ko veica lielas skandināvu izcelsmes bankas – SEB, Swedbank, *Nordea* un DnB. Lietuvā izplatījās arī vācu un somu bankas (Čičinskas un Šadžius, 2006). Skandināvu bankas īstenoja agresīvu ekspansijas politiku, kas balstījās uz vietējo ekonomiku kreditēšanu, sevišķi privātpersonu mājokļu jomā, kas 2000.-šo gadu beigās rezultējās nebijušā kreditēšanas krīzē un norakstāmos kredītos miljardu apmēros. 21. gs. otrās desmitgades sākums banku nozarēs iezīmējās ar stingrākām Regulatoru prasībām pret naudas atmazgāšanas izskaušanu un nelikumīgu darbību iespējamības likvidēšanas. Tādejādi visās trīs Baltijas valstīs vairākām bankām tika atņemtas to licences un tās tika slēgtas – Lietuvā – *Snoras* banka 2011. gadā un *Ukio* banka 2013. gadā (Mažylis un Unikaite-Jakuntavičiene, 2014); Latvijā – Latvijas Krājbanka 2011. gadā (saistībā ar iespējamām nelikumībām darbībām saistītajā *Snoras* bankā), Trasta komercbanka 2014. gadā un ABLV banka 2018. gadā; Igaunijā – *Versobanka* 2018. gadā (Versobank, 2018) un *Danske*s filiāle Igaunijā 2018. gadā.

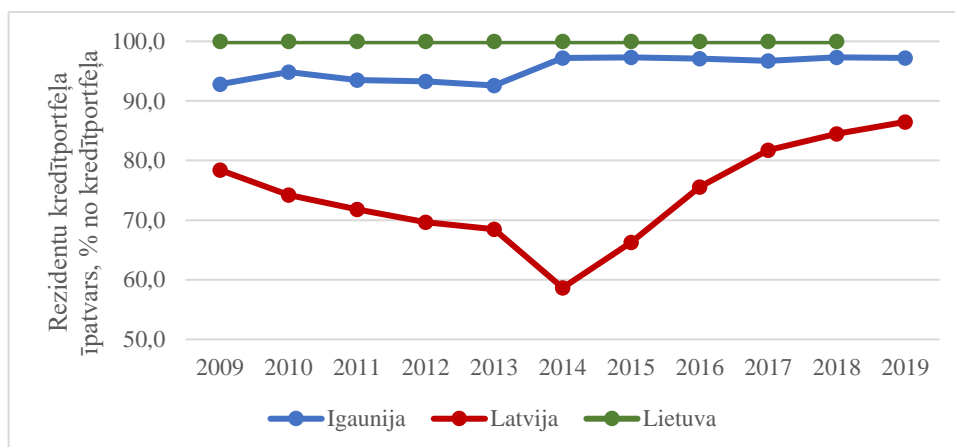
Ja pēta banku pelnītspēju pēdējā desmitgadē, tad kopumā var redzēt rezultātu konvergenci visās trīs Baltijas valstīs. Latvijas banku pelnītspēju būtiski ietekmēja uzkrājumu veidošana problemātiskiem un neatgūstamiem kredītiem, kā rezultātā Latvijas banku nozare, atšķirībā no pārējām Baltijas valstīm, pelnītspēju atguva vien 2012. gadā. Vienlaikus līdz 2016. gadam Igaunijas banku nozare izcēlās ar krietni augstāku pelnītspēju (skatīt 3.1. attēlu). Daļēji tas skaidrojams ar augsta riska, bet arī augsta ienesīguma nerezidentu klientu apkalpošanu. Vienlaikus ir redzams, ka, atšķirībā no Latvijas, Igaunijā šiem klientiem kredīti tika izsniegti daudzkārt mazākā apjomā (skatīt 3.2. attēlu).



3.1.attēls. Baltijas valstu banku aktīvu atdeve gadā, % no kredītiestāžu aktīviem, 2009.-2019. gadā

Avots: SVF Finanšu stabilitātes rādītāji

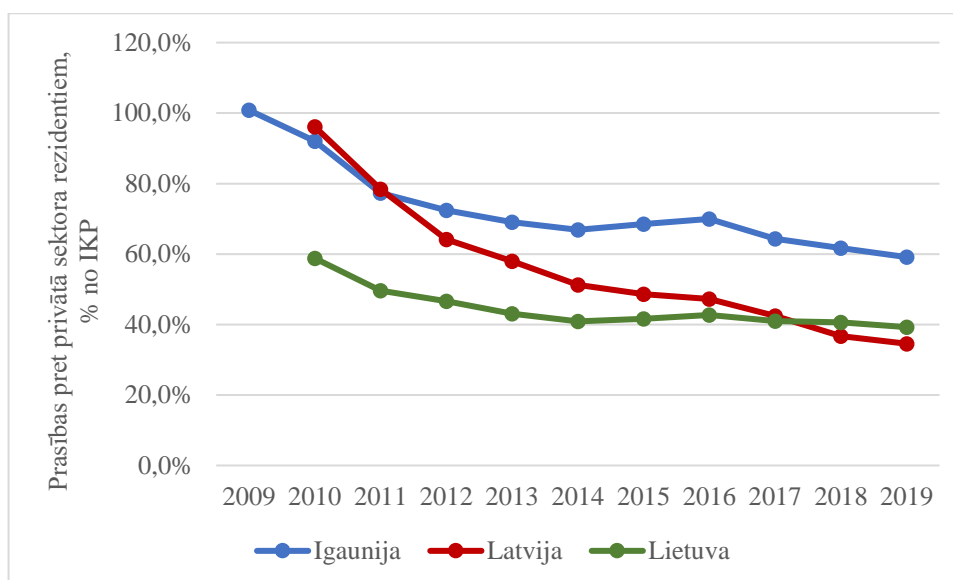
Pēc SVF datiem, Latvija rezidentu kredītportfeļa īpatsvars savu zemāko punktu sasniedza 2014. gadā, kas skaidrojams ne tikai ar iepriekš veikto rezidentu kredītu masveida (daļēju) norakstīšanu, bet arī ar augstāko punktu nerezidentu biznesa apkalpošanā. Jau 2015. gadā mainījās likumdevēju un Regulatora attieksme pret augsta riska nerezidentu biznesa apkalpošanu Latvijā, kā rezultātā tika pieņemti daudz stingrāki mēri NILLTPFN jomā. Kritumu ietekmēja arī globālās sankcijas saistībā ar Krimas okupāciju, kas tika vērstas pret Krievijas uzņēmumiem un politiskajām personām. Lai arī iepriekš bankas pakļāvās sankciju noteikumiem, tomēr iepriekš sankcionētās personas nebija tuvu stāvošas esošajiem nerezidentu klientiem.



3.2.attēls. **Baltijas valstu banku rezidentiem izsniegto kredītu īpatsvars, % no kopējā banku kredītportfeļa, 2009.-2019. gadā**

Avots: SVF Finanšu stabilitātes rādītāji

Analizējot privātā sektora (mājsaimniecības un nefinanšu uzņēmumi) parādsaistību līmeni (skatīt 3.3. attēlu), ir novērojams, ka visās Baltijas valstīs, bet jo sevišķi Latvijā tautsaimniecības atkarība no banku kredītiem ir ievērojami mazinājusies. Lietuvas lēzenais kritums ir skaidrojams ne tikai ar ne tik agresīvu kreditēšanas tempu audzēšanu pirms 2008. globālās finanšu krīzes, bet arī ar izteikti mazāku konkurenci banku starpā un spēju sadalīt tirgu – Lietuvā pilna apmēra banku skaits sasniedz vien septiņas. Jāatzīmē gan, ka Lietuvā strauji attīstās arī nebanku kreditētāji (Lietuvos Bankas, 2020), kas apkalpo tos klientus, no kuriem atsakās bankas.



3.3.attēls. Baltijas valstu banku prasības pret privātā sektora rezidentiem, % no IKP, 2009.-2019. gadā

Avots: autores aprēķini balstoties uz ECB un SVF datiem

Banku nozares visās trīs Baltijas valstīs ir augsti koncentrētas (Kubiszewska, 2017). Turklāt skandināvu meitas bankām ir pieejami ievērojami lielāki finanšu resursi nekā citām vietējo īpašnieku bankām (Rimavičiūtē un Vilys, 2014). Tas varētu būt par iemeslu, kādēļ bankas šajās valstīs nav publiski kotētas biržās. Turklāt, lai arī banku nozares ir augsti koncentrētas, tās tomēr ir salīdzinoši trauslas, jo vietējie banku klienti baidās par sevis veiktajām investīcijām, jo atmiņā vēl spilgti atsaucas izteiktie banku bankroti 1990.-tajos gados (Skvarciāny *u.c.*, 2018).

Uz promocijas darba izstrādes brīdi Lietuvā ir septiņas bankas, kurām ir Lietuvas Regulatora izsniegta licence (*Banking sector*, 2019), Latvijā – 13 bankas (Financial and Capital Market Commission, 2020), bet Igaunijā – deviņas (*Register of Market Participants*, 2019).

3.2. Sistēmiskā riska novērtēšanas modeļa Baltijas valstu banku sistēmās metodoloģiskie aspekti

Grendžera cēloņsakarību kā metodi, lai testētu divu mainīgo savstarpējo sakarību un izceltu, kurš no mainīgajiem ir cēlonis otra mainīgā izmaiņām, kā arī atgriezenisko saiti, 1969. gadā attīstīja C.W.J. Grendžers (Granger, 1969). Metode ir retrospektīva. Tests ļauj noskaidrot, vai pagātnes izmaiņas vienā rādītājā, X_t , ļauj izskaidrot tagadnes izmaiņas citā rādītājā, Y_t . Ja šīs pagātnes izmaiņas nespēj izskaidrot tagadnes izmaiņas citā rādītājā, tad var secināt, ka X_t nav Grendžera cēlonis Y_t . Tests ir balstīts uz šādu regresijas vienādojumu:

$$\Delta Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_{yi} \Delta Y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \beta_{xi} \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3.1.)$$

Kur

Δ - pirmās diferences no laika rindām,

ΔX un ΔY – stacionāri banku darbības rādītāji, piemēram, ΔROA_{SWED} un ΔROA_{RIB} ,

p – laika rindas vienību skaits,

i – optimālais novēlotās pagātnes vērtību (no angļu valodas – “lag”) skaits, kas balstīts uz Švarca informācijas kritēriju, testos $i=2$, jo, tai skaitā, divos laika periodos konkrētā bankas rādītāja ietekme uz citu rādītāju ir īstenojusies pilnībā.

Nulles hipotēze, ka X_t neveido Grendžera cēloņsakarību ar Y_t , tiek noliegta, ja koeficients β_{xi} ir statistiski nozīmīgs, pamatojoties uz standarta F-testu, līdzīgi kā to testē *Rodriguez-Moreno un Pena* (Rodriguez-Moreno un Peña, 2014).

Promocijas darbā statistiskā nozīmība tiek iedalīta trīs intervālos:

$p < 0,05$ – spēcīga cēloņsakarība;

$0,05 \leq p < 0,1$ – vidēja cēloņsakarība;

$0,1 \leq p < 0,15$ – vāja cēloņsakarība.

Dažādi intervālu statistiskās nozīmības līmeņi tiek klasificēti arī *Oet, Bianco, Gramlich un Ong* (Oet u.c., 2013). Tomēr viņi līmeņus iedala līdz pat 20% statistiskai nozīmībai.

Par izejas datiem tiek ņemti bankas darbības **rādītāju izmaiņas**, jo pat, ja Regulators nosaka minimālo apjomu kādiem no rādītājiem, piemēram, likviditātei un kapitāla pietiekamībai, tad šo rādītāju izmaiņas gan netiek regulētas un attiecīgi bankas brīvi pašas var izvēlēties cik strauji un kādā virzienā mainīt noteiktos rādītājus, kā arī cik lielā mērā būt saiknē ar citām bankām (Petrovska, 2019).

Līdz šim modelis galvenokārt ir izmantots makroekonomikas notikumu un likumsakarību analizēšanai, kā tas norādīts arī 2.3. nodaļā, tomēr Grendžera cēloņsakarības testa salīdzinošo vienkāršumu un spēju tikt pielāgotam dažādiem banku darbības rādītājiem, sāk izmantot arī banku nozarē; spilgtākie piemēri ir *Billio un citi, 2012* pētījums par banku un apdrošināšanas nozaru savstarpējo līdzatkarību (Billio u.c., 2012), *Fiordelisi, Marques-Ibanez un Molyneux* pētījums par 1995.–2007. gada ES banku efektivitāti un kapitālu, atklājot, ka zemāka efektivitāte izraisa augstāku risku, kamēr efektīvākās bankas vēlāk kļūst arī labāk kapitalizētas (Fiordelisi, Marques-Ibanez un Molyneux, 2011), kā arī iepriekš pieminētais *Rodriguez-Moreno un Pena* pētījums, kas atklāj, kuri atvasinātie finanšu instrumenti veicina banku sistēmisko risku un kuri nē (Rodriguez-Moreno un Peña, 2014).

Datu apraksts. Pētījumā tiek izmantotas Baltijas valstīs licencētu banku dati, laika periodā 2010.-2018. gads¹⁴. Izstrādātā modeļa apstiprināšanai tika veikta papildus pārbaude uz Latvijas banku nozares datiem no 2006.-2010.g, kā arī Somijas banku sektoru periodā 2014.-2018. gads. Šāds laika periods Baltijas valstīm ir izvēlēts, jo visās valstīs ievieša jaunākos pēc-krīzes Bāzeles standartus un ietver vienu pilnu ekonomikas ciklu. Vienlaikus nebija vēl sākušās plašas un paliekošas strukturālās pārmaiņas AML skandālu dēļ, kas varētu izjaukt banku savstarpējās saiknes, vai vismaz padarīt izejas datus par ne-stacionāriem.

Bankas, kas ir iekļautas pētījuma izlasē, ir atspoguļotas tabulā nr. 3.1.

3.1. tabula

Pētījuma izlasē iekļautās Baltijas banku nozaru bankas

Igaunija (12)	Latvija (15)	Lietuva (6)
Bigbank (BIG), Citadele (CIT) (LV), Coop bank (COOP), Danske bank Igaunijas filiāle (DAN), InBank (INB), LHV Bank (LHV), OP (Pohjola), SEB, Svenska Handelsbanken (HAN), Swedbank (SWED), Taripank (TAR), Versobank (VER)	ABLV, Baltic International Bank (BIB) ¹⁵ , Blue Orange (BLUE), Citadele (CIT) ¹⁶ , DnB ¹⁷ , Expobank (EXPO), LPB ¹⁸ , Industra (MTB), PNB, Privat bank (PRIVAT), Rietumu, Rigensis (RIG), Reģionālā Investīciju banka (RIB), Signet ¹⁹ , SEB, Swedbank (SWED)	Citadele (CIT) (LV), Danske Bank Lithuania, Medicinos bankas (MED), SEB, Šiaulia bank (SIA), Swedbank (SWED)

Avots: autores veidots

Šīs bankas katrā no attiecīgajiem tirgiem ieņem absolūti lielāko daļu no vietējās banku nozares. Latvijā testā iekļauto banku skaits sasniedz 15, Igaunijā – 12, bet Lietuvā – 6.

Igaunijā, atšķirībā no pārējām Baltijas valstīm, tiek vēl testēta to Ziemeļvalstu banku ietekme, kuras, pateicoties Eiropas Savienības vienotajam tirgum, sniedz pakalpojumus Igaunijā, bet nav tur atsevišķi licencētas. Tādas bankas ir Somijas *OP* (bankas iepriekšējais nosaukums bija *Pohjola*) un Zviedrijas *Svenska Handelsbanken*. Šīs bankas gan tiek testētas grupas līmenī, jo atsevišķi par Igaunijas tirgus ekspozīciju nesniedz informāciju (bankām arī nav tāda pienākuma). Potenciāli šīm abām bankām var būt līdzīga darbības stratēģija kā skandināvu meitas bankām (Swedbank, SEB un *Danske bank* Igaunijas filiāle), bet tas jāpārbauda testējot.

¹⁴ Izņemot ABLV, Danske Bankas filiāle Igaunijā un Versobank (līdz 31.12.2017.), jo nākamajā periodā bankām tika atņemta darbības licence.

¹⁵ Sākot ar 2010. gadu

¹⁶ Sākot ar 2011. gadu

¹⁷ Līdz 2014. gadam

¹⁸ Sākot ar 2010. gadu

¹⁹ Sākot ar 2010. gadu

Savukārt, Latvijā licencētā banka Citadele tiek testēta gan Igaunijas, gan Lietuvas tirgos, jo tā šajos tirgos sniedz pakalpojumus un ieņem nozīmīgu tirgus daļu. Vienlaikus esot filiāles statusā šajos tirgos, Citadelei nav pienākuma atsevišķi un regulāri atklāt datus par ekspozīciju katrā tirgū, un tas arī netiek darīts.

Jāatzīst, ka izlasē trūkst viena banka (Luminor), kas ir nozīmīgs tirgus spēlētājs visās trijās Baltijas valstīs, tomēr šī banka, pirms apvienošanās ar *DnB* un pārdošanas ASV investīciju firmai 2017. gadā, rīkojās Baltijas valstīs kā skandināvu bankas filiāle. 2018. gadā notika jaunizveidotās bankas konsolidācija un apvienošana visās trijās Baltijas valstīs, par galveno mītnes valsti izvēloties Igauniju, kur arī saņem licenci. Tas nozīmē, ka tai nebija pienākums sniegt jebkādus finanšu pārskatus sabiedrībai, ko tā arī sistemātiski nedarīja.

Pētījumā tiek iekļautas arī bankas, kurām ir atņemta licence, bet uz promocijas darba izstrādes periodu tiek pārņemta naudas atmazgāšana²⁰ (*PRESS RELEASE: ECB determined ABLV Bank was failing or likely to fail, 2018*), (*List of Banks in Estonia, 2019*), lai ļautu noskaidrot, cik savstarpēji saistītas šīs bankas bija ar pārējo banku nozari, un vai tās varēja dēvēt par sistēmiski nozīmīgām bankām savstarpējās saiknes aspektā.

Lai analizētu banku savstarpējo līdzatkarību, ir nepieciešams izvēlēties tādus rādītājus, kas ir metodoloģiski nemainīgi noteiktā testēšanas laika periodā, mēra vienu un to pašu parādību dažādās bankās un attēlo banku biznesa stratēģiju dažādās šķautnes. Tādejādi modelī tiek izmantoti CAMELS tipa banku darbības rādītāji. CAMELS ir finanšu rādītāji, ko agrāk izmantoja Regulatori (De Jonghe, 2010), lai izvērtētu banku stabilitāti un drošumu (Karolyi, Sedunov un Taboada, 2017), jo tie ātri un precīzi parāda bankas finansiālo stāvokli. Turklāt šie rādītāji ļauj prognozēt bankas bankrotu (Canbas, Cabuk un Kilic, 2005). **CAMELS** ir 6 dažādi rādītāji – kapitāla pietiekamība (C), aktīvu kvalitāte (A), pārvaldības kvalitāte (M), pelnītspēja (E), likviditāte (L) un jutīgums pret tirgus apstākļiem (S) (Ong, Jeasakul un Kwoh, 2013). Dažus no rādītājiem gan nav iespējams testēt Baltijas banku tirgos, jo, vai nu rādītāji ir pieejami tikai vienu reizi gadā (kredītu kvalitāte, kas atbilstu aktīvu kvalitātes rādītājam), vai nav objektīvi kvalitatīvi kvantificējama, piemēram, pārvaldības kvalitāte. Banku rādītāji tika izmantoti bankas individuālajā līmenī, nevis grupas līmeņa dati (izņemot Lietuvas un Igaunijas banku sistēmās, kur grupas dati tika izmantoti OP, Handelsbanken un Citadele).

Ievērojot to, ka pārskatos sniedzamā informācija atšķiras valstu starpā, daļēji tāpēc, ka valstis dažādos termiņos iestājās eiro zonā, atšķiras arī rādītāji, kādus iespējams atlasīt no banku sniegtajiem finanšu pārskatiem. Līdzīgi arī Bāzeles III un CRD IV un CRR IV prasības tika ieviestas pakāpeniski, kas visasāk ietekmēja banku likviditātes pārvaldības principus – piemēram, sākot ar 2018. gadu bija

²⁰ Lai arī šīs bankas ir vērsušās tiesā, lai atceltu šos pārmetumus, tomēr tiesas spriedumi vēl nav tikuši pasludināti.

jāstājas spēkā likviditātes seguma rādītājam, un bankām likviditāte bija jāpārvalda nevis ar ierasto likviditātes rādītāju, kas ietver īstermiņa likvīdos aktīvus un likvīdās saistības, bet gan ar rādītāju, kas ietver likvīdos aktīvus (1., 2A un 2B līmeņa aktīvus), bet arī paredzamo naudas līdzekļu aizplūdi nākamajās 30 dienās, saukts arī par likviditātes seguma koeficientu (no angļu valodas – “*Liquidity Coverage Ratio*”) (Kenton un Murphy, 2018). Tas nozīmēja, ka bankas tiek stimulētas turēt lielākus naudas līdzekļu apjomus. Lai gan Latvijā un Igaunijā šādas pārmaiņas nebija būtiski manāmas pieejamajos datos (izņemot to, ka Latvijā likviditātes rādītājs ir pieejams tikai līdz 2017. gadam ieskaitot), Lietuva pārejas periodā ļāva bankām nenorādīt savu likviditātes rādītāju, vien atstājot tekstu, ka likviditātes rādītājs tiek paaugstināts atbilstoši regulatīvajām prasībām. Vienlaikus, piemēram, Lietuvā licencētām bankām ir pienākums atklāt vien ceturkšņa bilances pārskatus nevis naudas plūsmas pārskatu un arīdzan peļņas un zaudējumu pārskatu.

Dati tika iegūti no banku publiski pieejamajiem ceturkšņa finanšu pārskatiem, kas pieejami šo banku mājaslapās. Izmantotie rādītāji aplūkojami tabulā nr. 3.2.

3.2. tabula

Pētījumā izmantotie banku darbības rādītāji netiešo saikņu tīklu veidošanai

Igaunija		Latvija			Lietuva	
2010-2014	2014-2018	2006-2010	2010-2014	2014-2018	2010-2014	2014-2018
Kapitāla multiplikators	Kapitāla multiplikators	Kapitāla multiplikators	Kapitāla multiplikators	Kapitāla multiplikators	Kapitāla multiplikators	Kapitāla multiplikators
Aktīvu atdeve	Aktīvu atdeve	Aktīvu atdeve	Aktīvu atdeve	Aktīvu atdeve	Aktīvu atdeve	Aktīvu atdeve
Nauda kasē un noguldījumi centrālajās bankās	Naudas ²¹ atlikums	Naudas ²² atlikums	Naudas ²³ atlikums	Īstermiņa likviditāte	Īstermiņa likviditāte	Īstermiņa likviditāte ²⁴²⁵
Kapitāla pietiekamība	Tier 1 kapitāla rādītājs			Kapitāla pietiekamība		
Kredīti klientiem	Kredīti klientiem	Kredīti klientiem	Kredīti klientiem		Kredīti klientiem	Kredīti klientiem

Avots: autores veidots balstoties uz pieejamajiem datiem

Izmantotie banku darbības rādītāji daļēji atspoguļo arī promocijas darba pirmajā daļā izpētītos sistēmiskā riska cēloņus. Piemēram, pārmērīgu risku uzņemšanos, augstākā līmeņa vadītāju vēlme pēc lielākas peļņas daļēji projicē aktīvu atdeve un kapitāla multiplikators, kā arī kapitāla pietiekamība. Savukārt tirgū pastāvošo pūļa rīcību ataino Grendžera cēloņsakarības testu tīkla kartes. Nelikvīdu

²¹ un naudas ekvivalentu

²² un naudas ekvivalentu

²³ un naudas ekvivalentu

²⁴ Nauda kasē un noguldījumi centrālajās bankās tika izmantots kā alternatīvs rādītājs modeļa testēšanai.

²⁵ Pateicoties Lietuvas Bankas, kas ir Lietuvas banku Regulators, uzstādījumam 2015. gadā lielākajām Lietuvas bankām bija pienākums strauji audzēt to likviditāti un tādēļ tās neatspoguļoja likviditātes rādītājus laika periodā 2015.-2016. gads.

investīciju portfeļu turēšanu attēlo izsniegto kredītu apjoms klientiem, jo Baltijas valstīs šie ieguldījumi nav likvidi – tos nav ērti un ātri iespējams pārdot tirgū.

Kapitāla multiplikatora aprēķinam tika izmantota metode, kas norādīta Ross un citi grāmatā (Ross, Westerfield, Jaffe, Jordan, 2011), kamēr pārējo rādītāju aprēķinam tika izmantota Ong un citi izmantotā metode (Ong, Jeasakul un Kwoh, 2013). Rādītāju izvēle sekoja bankas finanšu stabilitātes novērtēšanas indikatoriem, kādus tos izvēlējās Ong un citi (Ong, Jeasakul un Kwoh, 2013).

Kapitāla multiplikators (EM). Rādītājs ir finanšu sviras paveids. Jo augstāks rādītājs, jo riskantāks ir bankas darbības profils. Rādītāja aprēķins ir redzams formulā nr. 3.2.:

$$\text{Kapitāla multiplikators} = \frac{\text{Kopējie aktīvi}}{\text{kopējais kapitāls}} \quad (3.2.)$$

Kopējie aktīvi ir bilancē uzskaitītie aktīvi uz konkrētā perioda beigām. Tas nozīmē, ka aprēķinā neietilpst ārpusbilances aktīvi, kas bankām, kas aktīvi izmanto atvasinātos finanšu instrumentus, var izrādīties nozīmīgs apjoms. Jāatzīmē, ka Baltijas bankām atvasināto finanšu instrumentu pozīcijas nav tik nozīmīgas, kā Rietumeiropas bankām. Kopējā kapitālā ietilpst gan pašu kapitāls, rezerves un pārskata perioda peļņa (vai zaudējumi). Izvēlētajā pētījuma periodā šī rādītāja izejas datu metodoloģiskais uzskaitījums mainījās vismazākajā mērā.

Aktīvu atdeve (ROA). Šis rādītājs parāda, cik pelnītspējīgs ir bankas darbības profils. Jo augstāks rādītājs, jo banka ir pelnītspējīgāka. Tomēr pārāk augsts rādītājs var liecināt par pārāk augsta riska uzņemšanos, kas ilgtermiņā var novest pie finanšu stabilitātes samazināšanās. Rādītāja aprēķins parādīts formulā nr. 3.3.

$$\text{Aktīvu atdeve} = \frac{\text{kopējā peļņa pēc nodokļiem}}{\text{kopējie aktīvi}} \quad (3.3.)$$

Rādītājs “kopējā peļņa pēc nodokļiem” nozīmē peļņu pēc nodokļiem ceturksnī konkrētajai bankai nevis banku grupai. Tādejādi netiek ieskaitīta peļņa, kas ir gūta no citām, nodalītām banku grupu funkcijām, kā nekustamā īpašuma pārvaldīšana, apdrošināšanas darbības, ieguldījumu pārvaldes sabiedrību vai brokeru darbība. Tas ir svarīgi tāpēc, lai tiktu salīdzināta tieši banku pamata biznesa darbības rezultātu līdzatkarība, jo banku grupu kopējās biznesa stratēģijas var būt ar ļoti dažādiem akcentiem, piemēram, vietējo klientu kreditēšana, vai investīciju darbības, vai apdrošināšanas pakalpojumi, kur banku pakalpojumi tiek sniegti tikai kā papildu opcija, banka kā maksājumu iestāde. Savukārt kopējie aktīvi ir bilancē uzskaitīto aktīvu kopējā vērtība.

Īstermiņa likviditāte (LIQ). Rādītājs parāda, cik viegli banka spēj segt savas īstermiņa saistības – jo augstāks rādītājs, jo likvidāka (drošāka) ir banka. Sākot no 2018. gada regulatīvās prasības un likviditātes aprēķins eiro zonas bankām būtiski mainījās, tādēļ šis rādītājs Latvijā ir

izmantojams un aprēķināms tikai līdz 31.12.2017. (FKTK, 2009). Rādītāja aprēķins parādīts formulā nr. 3.4.

$$\text{Īstermiņa likviditāte} = \frac{\text{likvidie aktīvi}}{\text{tekošās saistības, kuru termiņš ir līdz 30 dienām}} \quad (3.4.)$$

Likvidajos aktīvos ietilpst ne tikai augsti likvidi aktīvi, kā nauda un vērstpapīri, bet arī prasības, kuru dzēšanas termiņš iestājas tuvākā mēneša laikā. Rādītājā neietilpst noslēgtās, bet neizmantotās kredītlīnijas ar citiem finanšu starpniekiem. Savukārt tekošajās saistībās, kuru termiņš ir līdz 1 mēnesim, ietilpst ne tikai pēc līguma noteikumiem paredzamās saistības, bet arī saistības, kas var tikt realizētas tuvākā mēneša laikā. Šajā rādītājā ietilpst ne tikai pieprasījuma noguldījumi, vai noguldījumi, kuru termiņš iestājas tuvākā mēneša laikā, bet arī paredzamās dividendu izmaksas, samaksa par pakalpojumiem.

Būtiski norādīt, ka likviditātes aprēķinam likvidie aktīvi un pasīvi tiek pārrēķināti vienā, parasti, mājas valūtas vērtībā un, lai arī likviditātes rādītājs var būt augsts, tomēr var pastāvēt būtiskas valūtas nesakritības starp aktīviem un pasīviem. T.i., aktīvi var būt, ka ģenerē naudas plūsmu eiro valūtā, bet saistības pārsvarā ir USD vai SEK valūtā. Tad atsevišķi ir jāaprēķinās ne tikai ar valūtas risku, bet arī, vai raiti un izdevīgi būs iespējams aktīvu radīto naudas plūsmu saskaņot ar saistību segšanai nepieciešamajiem līdzekļiem.

Kapitāla pietiekamība (CA). Rādītājs rāda, cik labi banka ir kapitalizēta – jo augstāks rādītājs, jo drošāka banka. Regulators nosaka stingru minimālo rādītāja līmeni pamatojoties uz: bankas darbību, sistēmiskumu, kredītēšanas cikliskumu. Rādītāja aprēķins atspoguļots formulā nr. 3.5.

$$\text{Capital adequacy} = \frac{\text{kopējais kapitāls}^{26}}{\text{riskā svērtie aktīvi}} \quad (3.5.)$$

Kopējā kapitālā ietilpst ne tikai pašu kapitāls un uzkrātā peļņa, bet arī subordinētie noguldījumi un citas finanšu saistības, kuras ir iespējams pie noteiktiem nosacījumiem konvertēt pašu kapitālā. Šādu konvertējamu finanšu instrumentu plašāku izmantošanu veicināja Bāzeles standartu ieviešana pēc 2008. gada globālās finanšu krīzes, kad tika paaugstinātas prasības kapitāla pietiekamībai un ieviesti dažādi papildu kapitāla buferi kā cikliskā sistēmiskā riska kapitāla buferis, sistēmiski nozīmīgas iestādes kapitāla buferis, riskantas uzņēmējdarbības kapitāla buferis (šo kapitāla prasību Regulatoram ir iespējams uzlikt bankām individuāli, ja Regulators atzīst, ka konkrētās bankas biznes ietver paaugstinātu risku).

Pat, ja vietējais Regulators nosaka minimālos CA un LIQ līmeņus, ievērojot, ka pētījumā par izejas datiem tiek izmantoti banku darbības **rādītāju izmaiņas**, iespēja **sākotnējai izejas datu neobjektivitātei** tiek izslēgta.

²⁶ Vai pirmā līmeņa kapitāls (Tier 1 kapitāls).

Kredīti klientiem (LOA). Šis rādītājs tika ņemts no banku bilanču pārskata sniegtās informācijas kā izsniegtie kredīti klientiem (rezidentu un nerezidentu nefinanšu sabiedrībām un mājsaimniecībām) perioda beigās. Ievērojot, ka par izejas datiem tiek izmantotas rādītāju izmaiņas, tad šis indikators parāda, cik strauji aug bankas kredītportfelis, kā arī ir iespējams redzēt, vai banka neuzņemas pārlietu lielu risku, ja izmaiņas ir ilgstoši strauji pozitīvas. Rādītājs arī palīdz noteikt, vai banku kreditēšanas stratēģijas savā starpā ir saistītas (apzināti vai neapzināti veicinot pūļa rīcību). Jāatzīmē, ka šāda kredītu atlikumu rādītāja vērtību būtiski ietekmē krīžu laikā pieaugošie uzkrājumi problemātiskiem kredītiem un sezonālitate. Tomēr Grendžera cēloņsakarību testēšanai tieši šādu svārstību esamība laika rindās veicina testa uzticamību.

Nauda un naudas ekvivalentu atlikums (Cash). Rādītājs parāda, vai banka ir augsti likvīda. Indikators ir alternatīva likviditātes rādītājam. Rādītājs tika ņemts no naudas plūsmas pārskata kā nauda un naudas ekvivalentu atlikums perioda beigās. Senākos laika periodos gan šis rādītājs tika ņemts no banku bilances kā nauda un naudas atlikums centrālajās bankās (Lietuva un Igaunija laika periodā 2010. -2014. gads). Šajā rādītājā ietilpst arī obligātās minimālās naudas rezerves, kas glabājamas centrālajā bankā. Atkārtoti jāatzīmē, ka starp valstīm pastāvēja liela atšķirība prasībās, kāda informācija ir jāatklāj sabiedrībai reizi ceturksnī. Turklāt šī atšķirība varēja arī pastāvēt vienas valsts ietvaros, prasot dažāda izmēra bankām atklāt dažāda apjoma informāciju.

Lai veiktu Grendžera cēloņsakarības testu, banku darbības rādītāju laika rindām ir jābūt **stacionārām**. Tādēļ pirmkārt, par izejas datiem tika ņemtas banku darbības **rādītāju izmaiņas**, un pēc tam tika testēts, vai laika rindām piemīt vienības sakne. Vienības saknes esamība tika testēta izmantojot papildināto *Dikija Fulera* testu (no angļu valodas – “*Augmented Dickey Fueller test*”), izmantojot p novēlotās pagātnes vērtības (Brooks, 2008, 329.lpp.). Pieļaujama statistiskais būtiskums ir 95%. Darba autore atzīst, ka izvēlētas datu izlases var tikt uzskatītas par mazām, t.i., novērojumu skaits ir zem 25, un papildinātais *Dikija Fulera* tests var pilnībā neuzrādīt laika rindu vienības saknes esamību. Šāds risks tiek minimizēts rādītājiem testējot pirmās diferences, nevis pašus rādītājus. No teorijas izriet, ka šādām laika rindām pamatā ir jābūt stacionārām. Vienlaikus, secinājumi par vienības sakni var nebūt precīzi, ja tie robežojas ar kritiskajām vērtībām, tomēr testējot konkrēto izlašu laika rindas, ticamības robežvērtības nebija tuvu kritiskajām vērtībām un secinājumi bija skaidri izdarāmi. Papildinātais *Dikija Fulera* tests tika izvēlēts kā labākā alternatīva starp pārējiem stacionaritātes testiem, tādiem kā *Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin* (turpmāk tekstā – KPSS) tests. Šis KPSS tests dod līdzīgus rezultātus kā papildinātais *Dikija Fulera* tests, bet mazām izlasēm, kādas tiek izmantotas šajā darbā, ir vēl papildus nosacījumi, piemēram, KPSS testā ir jāizvēlas, vai konkrētā laika rinda ir deterministiska, t.i., pēc šoka šī laika rinda atgriežas pie iepriekš uzņemtā trenda (Prabhakaran, 2019). Mazām un ierobežotām izlasēm *Philips-Perron* tests sniedz mazāk precīzus rezultātus kā papildinātais *Dikija Fulera* tests (Davidson un Mackinnon, 2004,

623.lpp.), jo balstās uz lielas izlases pamatprincipiem. *Simpson un Evans* norāda, ka *Phillips-Perron* tests mēdz nepamatoti akceptēt nulles hipotēzi par to, ka laika rinda nav stacionāra (*Simpson un Evans, 2005, 129.lpp.*).

Turklāt papildināto *Dikija Fulera* testu ir salīdzinoši vienkārši veikt *Eviews* vidē.

Shematiski papildinātais *Dikija Fulera* tests redzams formulā 3.6.

$$\Delta y_t = \psi y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta y_{t-1} + u_t \quad (3.6.)$$

Novēlotās pagātnes vērtību skaits vienības saknes testiem tika automātiski izvēlēts, balstoties uz Švarca informācijas kritēriju (skatīt formulu 3.7.) un bija vai nu 0 vai 2. Novēlotās pagātnes vērtību skaits tika izvēlēts kā “2”, jo šajā periodā pagātnes ietekme uz tagadnes rādītāju būtu pilnībā atspoguļojusies, kā arī, ja pagātnes vērtības neietekmē konkrēto procesu, tad šo pagātnes vērtību statistiskie koeficienti nebūtu statistiski nozīmīgi un atšķirīgi no 0, tādejādi neietekmējot gala rezultātu. Šie stacionaritātes testi tika veikti līdzīgi kā *Zheng un Song* (*Zheng un Song, 2018*).

$$SC = \frac{-2l}{T} + n \frac{\ln T}{T} \quad (3.7.)$$

Kur

SC – Švarca informācijas kritērijs,

n – kopējais novērtēto parametru skaits,

k – endogēno mainīgo skaits,

T – izlases garums,

d – eksogēno mainīgo skaits,

p – novēloto vērtību skaits,

l – logaritmētā varbūtības vērtība (no angļu valodas – “*logarithmic likelihood value*”).

Logaritmētā varbūtības vērtība, savukārt, var tikt aprēķināta, pieņemot, ka tā ieņem daudzdimensiālo normālo sadalījumu, skatīt formulu 3.8.

$$l = -\frac{Tk}{2} (1 + \ln 2\pi) - \frac{T}{2} \ln(\det(\frac{1}{T-m} \sum_t \varepsilon_t \varepsilon_t')) \quad (3.8.)$$

Pat, izmantojot rādītāju izmaiņas, dažas laika rindas tik un tā nebija stacionāras, tādēļ tās netika izmantotas tālākā analizē. Lai arī otrās diferences šīm laika rindām bija stacionāras, tomēr šādām datu kopām zūd ekonomiskā jēga. Šīs nestacionārās laika rindas redzamas tabulā nr.3.3. Atsevišķos periodos dažas bankas izceļas ar nestacionārām rindām, piemēram, SEB Igaunijā (2010.-2014.), LHV (2010.-2014.), BIB (2010.-2014.). Tas nozīmē, ka šo banku iespējamās saiknes ar citām bankām netiks identificētas. Banku sistēmās, kur banku skaits ir neliels, kā Lietuvā, šis faktors var būt šķērslis banku saiknes identificēšanā, ja no turpmākas analīzes tiek izslēgti lielākā daļa no banku rādītājiem.

Tādēļ, piemēram, Lietuvai 2014.-2018. gada periodā likviditātes rādītājam tika izmantota alternatīva – naudas un naudas ekvivalentu atlikums.

3.3. tabula

Pētījuma nestacionārās laika rindas Baltijas banku nozarēs 2010.-2018. gads

Igaunija 2010-2014	Igaunija 2014-2018	Lietuva 2010 -2014	Lietuva 2014 -2018	Latvija 2010-2014	Latvija 2014-2018
ΔLOA_{LHV} ,	ΔLOA_{COOP} ,	ΔCA_{SEB} ,	ΔROA_{DAN}^{27} ,	ΔROA_{BIB} ,	ΔEM_{Privat} ,
$\Delta CASH_{OP}$,	ΔEM_{INB} ,	ΔLIQ_{SEB} ,	ΔEM_{DAN} ,	ΔEM_{BIB} ,	ΔEM_{RIB} ,
ΔEM_{SEB} ,	$\Delta CASH_{INB}$,	ΔEM_{SWED} ,	ΔLIQ_{DAN} ,	ΔLOA_{BIB} ,	ΔLIQ_{SWED} ,
ΔLOA_{SEB} ,	ΔROA_{LHV} ,	ΔLOA_{UK} ,	ΔLIQ_{MED} ,	$\Delta CASH_{BIB}$,	ΔLIQ_{RIG} ,
$\Delta CASH_{SEB}$,	ΔEM_{LHV} ,	ΔLIQ_{UK} ,	ΔLIQ_{SEB} ,	ΔEM_{BLUE} ,	
$\Delta CASH_{SWED}$,	ΔTI_{LHV} ,	ΔLIQ_{CIT}	ΔLIQ_{SWED}	ΔLOA_{DnB} ,	
ΔLOA_{TAR} ,	$\Delta CASH_{LHV}$,			ΔEM_{Privat} ,	
ΔCA_{TAR}	ΔLOA_{SEB} ,			ΔLOA_{Privat} ,	
	ΔTI_{HAN}			$\Delta CASH_{Privat}$,	
				ΔEM_{Signet} ,	
				ΔLOA_{Signet} ,	
				ΔEM_{SWED}	

Avots: autores veidots, balstoties uz stacionaritātes testa rezultātiem

Stacionaritātes un Grendžera cēloņsakarības testi tika veidoti, izmantojot *Eviews 7* programmatūru.

3.3. Baltijas banku sistēmu netiešo savstarpējo saikņu modeļa rezultāti

Kopumā ir novērojams, ka Grendžera cēloņsakarību tests ir adekvāta metode banku savstarpējās netiešās saiknes modelēšanā. Tests sevišķi ir derīgs banku tīklā, kur banku biznesa stratēģijām ir vērojama pārklāšanās, kā tas vērojams Latvijas banku sektorā. Nav iespējams izcelt kādu vienu bankas darbības rādītāju, kas dotu vislabākos rezultātus. Nevienā gadījumā (banku pāri) netika novērota absolūta savstarpējā netiešā banku saikne visos banku darbības rādītājos, kas liecina, ka modelī ir nepieciešams izmantot dažādus banku darbības rādītājus un nav pietiekami izteikt secinājumus par puļa rīcību banku nozarē, testējot tikai vienu rādītāju, piemēram, ROA.

Precīza autores izstrādātā modeļa veikspēja identificēt banku savstarpējās netiešās saiknes Baltijas banku nozarēs redzama 3.4. tabulā.

²⁷ Tiek izmantota kopējās peļņas izmaiņu rādītājs, jo kā ārzemju bankas filiāle Danske var brīvi izvēlēties, kādus datus tā atklāj. Attiecīgi tā izvēlas atklāt tikai kopējo peļņu.

Modeļa veikspēja identificēt netiešās saiknes Baltijas banku nozarēs 2010.-2018. gads

	LV ₁₀₋₁₄	LV ₁₄₋₁₈	EE ₁₀₋₁₄	EE ₁₄₋₁₈	LT ₁₀₋₁₄	LT ₁₄₋₁₈
Iespējamo saikņu kopskaits	634	732	244	382	194	88
Ciešo saikņu īpatsvars, %	8,2	5,7	6,1	5,5	4,1	4,5
Vidēji ciešo saikņu īpatsvars, %	5,4	4,8	2,5	3,4	5,2	5,7
Vājo saikņu īpatsvars, %	3,3	4,2	4,5	5,5	5,2	3,4
Kopējais saikņu īpatsvars, %	16,9	14,8	13,1	14,4	14,4	13,6

Avots: autores veidots, balstoties uz pētījuma rezultātiem

No 3.4. tabulas var novērot, ka Latvijas banku sistēmas bankas savā starpā ir visciešāk saistītās, lai arī saikņu īpatsvars samazinās. Sevišķi sarūk tieši ciešo saikņu īpatsvars (no 8.2% 2010.-2014. gadā līdz 5.7% 2014.-2018. gadā). Līdzīga tendence par ciešo saikņu īpatsvara sarūkšanu ir vērojama arī Igaunijas banku sistēmā. Aplūkojot visus Baltijas banku sistēmu pētījuma periodus nav iespējams izcelt kādu atsevišķu tendenci par ciešo vai tieši otrādi vājo saikņu īpatsvara dominanci visos laika periodos.

Kas ir svarīgi, tad mazākam banku skaitam, un attiecīgi arī mazākam iespējamo saikņu kopskaitam neseko lielāks identificējamo saikņu īpatsvars.

Nodaļas turpinājumā tiek detalizēti aplūkoti konkrēto banku sistēmu banku savstarpējo netiešo saikņu tīkla modelēšanas rezultāti.

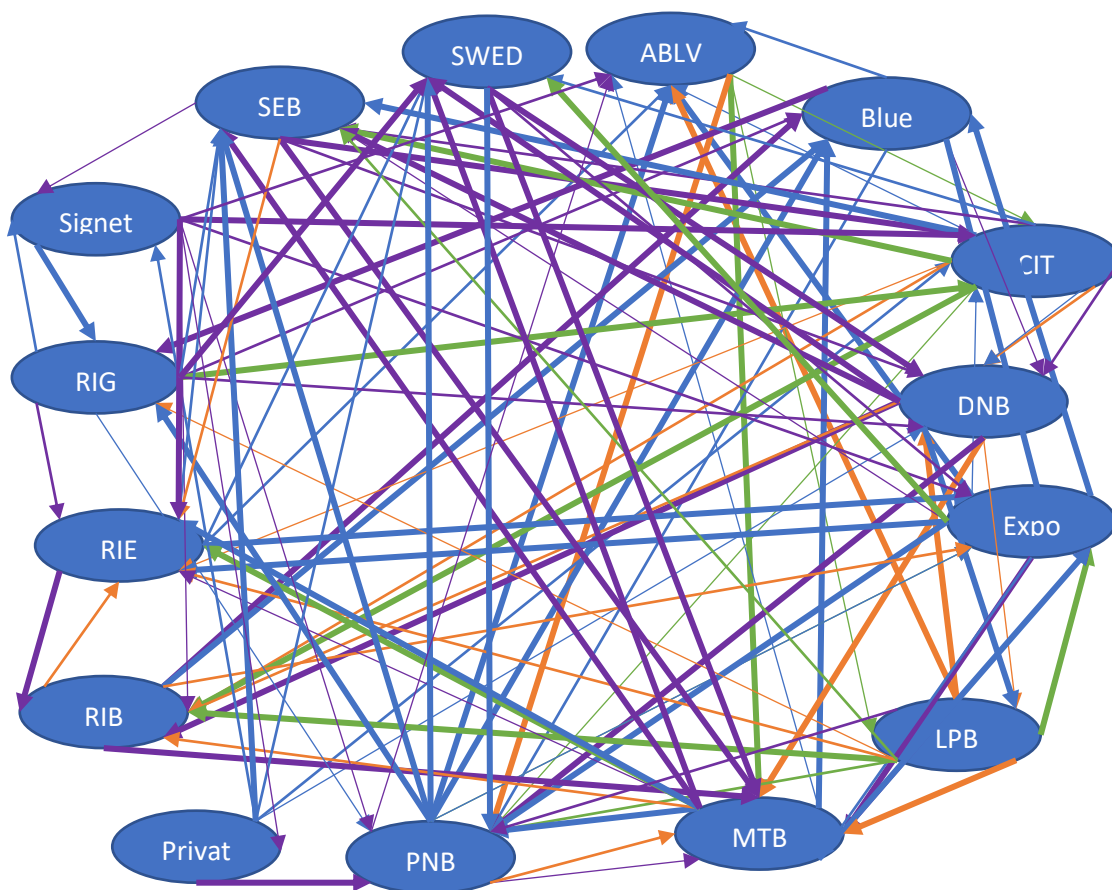
Latvija. Pēc modelēšanas fāzes veikšanas ir secināms, ka periodā 2014. – 2018. gads bankas ir bijušas savā starpā visciešāk saistītas (109 savstarpējās saites). Tam seko laika periods 2010.-2014. gads ar 106 savstarpējām saiknēm. Kopējie rezultāti arī liecina, ka izmantot tikai ROA par rādītāju banku savstarpējai saiknei ir nepietiekami, jo, lai gan lielākais banku savstarpējo saikņu skaits veidojas no ROA rādītāja, tomēr gandrīz vienlīdzīgā skaitā savstarpējo saikni uzrāda arī naudas un likviditātes pārvaldības rādītāji. Šis rezultāts spilgti attēlo, ka banku pūļa rīcība nav izplatīta tikai kopējā biznesa stratēģijā, bet tieši dažādās biznesa stratēģijas detaļās, piemēram, kreditēšanas, likviditātes vai kapitāla pārvaldības stratēģijās. Detalizētāk par rezultātiem skatīt tabulā nr. 3.5.

Pētījumā izstrādātā modeļa rezultāti Latvijas banku sistēmā

Rādītājs	Skaitis	
	2010.-2014. 15 bankas	2014.-2018. 15 bankas
ROA	39	37
Cash	35	n/a
EM	17	21
LOA	15	n/a
CA	n/a	31
LIQ	n/a	20
Kopā	106	109

Avots: autores veidots, balstoties uz izstrādātā modeļa rezultātiem

Svarīgi arī atzīmēt, ka ne visas bankas savā starpā bija līdzatkarīgas. 2014.-2018. gadā pastāvēja 35 banku pāri, kuri nevienā no apskatītajiem rādītājiem neizrādīja savstarpējo līdzatkarību, 2010.-2014. gadā tādi bija 37. Par spīti tam, ka banku nozare 2014.- 2018. gadā ir piedzīvojusi radikālas pārmaiņas, sevišķi biznesa stratēģiju jomā (un mazākā mērā makroprudenciālā regulējuma jomā), tomēr banku nozare vēl joprojām ir ļoti cieši saistīta savā starpā. Detalizētas banku savstarpējo netiešo saikņu kartes ir redzamas attēlos 3.4. līdz 3.5.

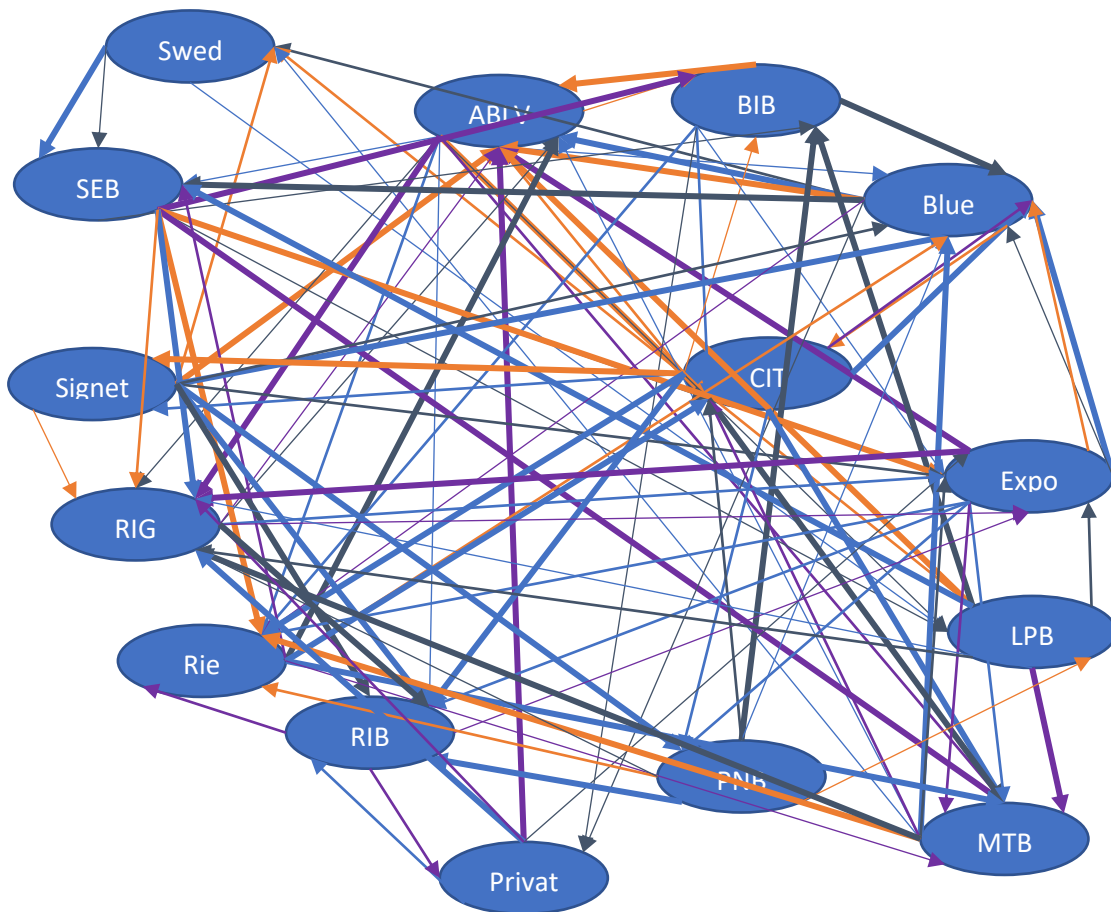


p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*
ROA			EM			CASH			LOA		
p*** = p<0.05 p** = 0.5<p<0.1 p* = 0.1<p<0.15											

3.4.attēls. **Latvijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2010. - 2014. gads**

Avots: autores izstrādātā modeļa rezultāti

2010. - 2014. gada periods iezīmējas ar stiprām banku savstarpējām saiknēm, kas turklāt absolūti lielākajā daļā ir vienvirziena. Šis laika periods arī iezīmē dažādu rādītāju izmantošanas nozīmi banku savstarpējās saiknes testēšanā. No 3.4. attēla arī redzams, ka ir bankas, kuras rada impulsus tikai kādos noteiktos rādītājos, vai tas būtu ROA (kā PNB un BLUE gadījumā), vai naudas plūsmas vadībā (kā SEB un SWED). Ir arī bankas, kas vienlaicīgi ir impulsu radītājas vai saņēmējas dažādos rādītājos, nedominējot kādam noteiktam.



p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*
ROA			EM			LIQ			T1 capital		
p*** = p<0.05 p** = 0.5<p<0.1 p* = 0.1<p<0.15											

3.5.attēls. **Latvijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. - 2018. gadā**

Avots: autores izstrādātā modeļa rezultāti

Pēdējā aplūkotajā laika periodā var novērot, ka saites kļūst mazāk ciešas, tas ir, tās ir ar augstāku kritisko p-vērtību. EM kā rādītājs ieņem nozīmīgāku lomu banku savstarpējo netiešo saikņu izpausmē. Turklāt, vairs nav kādas bankas tikai viena rādītāja radīta impulsa.

Ja pēta detalizēti, kuras bankas bija saikņu iniciatoras un kuras bankas bija sekotājas, tad var redzēt, ka tā dēvētās **skandināvu** bankas visos aplūkotajos laika periodos ir saglabājušas zināmu distanci atkarībā no citām bankām, veidojot unikālas biznesa stratēģijas. Tādas bankas kā ABLV, BLUE un RIG ir **spēcīgi kāpinājušas** savu lomu banku savstarpējo netiešo saikņu veicināšanā.

No tabulas nr.3.6. un attēliem 3.4.-3.5. var redzēt, ka pēdējā laika periodā iniciatori banku savstarpējām netiešajām saiknēm ir CIT un Signet ar 11, EXPO un ABLV katra ar 10. Savukārt, bankas, kas ir lielākās sekotājas jeb impulsa uzņēmējas, ir ABLV (14), BLUE, RIG katra ar 12, EXPO

un MTB katra ar 9. Turklāt ir iespējams secināt, ka ir bankas, kas ir ļoti cieši savienotas vienotajā banku tīklā un vienlaikus gan rada, gan uzņem impulsus, kā, piemēram, ABLV, EXPO, CIT. Savukārt ir bankas, kas lielākā mērā vai nu uzņem citu banku radītos impulsus, vai tieši otrādi tos rada.

Detalizētāk par katras bankas lomu savstarpējās netiešās saiknes iniciēšanā skatīt tabulā nr.

3.6.

3.6. tabula

**Pētījumā identificētās Latvijas banku lomas savstarpējās netiešās saiknes iniciēšanā
2010. -2018. gads**

Banka	2010.-2014.		2014.-2018.	
	Iniciē	Uztver	Iniciē	Uztver
ABLV	4	7	10	14
BIB	n/a	n/a	6	6
BLUE	5	6	7	12
CIT	12	6	11	6
DNB	9	9	n/a	n/a
EXPO	10	7	10	9
LPB	12	3	9	4
MTB	10	9	7	9
PNB	8	9	8	5
Privat	5	0	6	4
RIB	5	7	2	7
RIE	5	10	5	7
RIG	9	4	5	12
SEB	5	11	8	4
Signet	5	3	11	2
Swed	4	8	3	4

Avots: autores veidots, balstoties uz izstrādātā modeļa rezultātiem

Ja aplūko banku savstarpējo netiešo saišu ilg-noturību, tad no augstāk redzamajiem attēliem var redzēt, ka pastāv saiknes, kas ir stabilas un noturīgas ilgākā laika periodā, piemēram, starp banku RIB un MTB, RIB un CIT, RIE un Expo. Ilg-noturīgākās saiknes veidojas ROA un LIQ/CASH rādītājā. **EM** rādītāja nozīme banku savstarpējās netiešās saiknes izskaidrošanā laika gaitā ir tikai **pieaugusi**. Kopumā var secināt, ka Latvijā starpbanku saikne vairākos **gadījumos ir ilg-noturīga**.

Nodaļas turpinājumā tiks aplūkoti Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti pārējās Baltijas valstīs laika periodā 2014. -2018. gads.

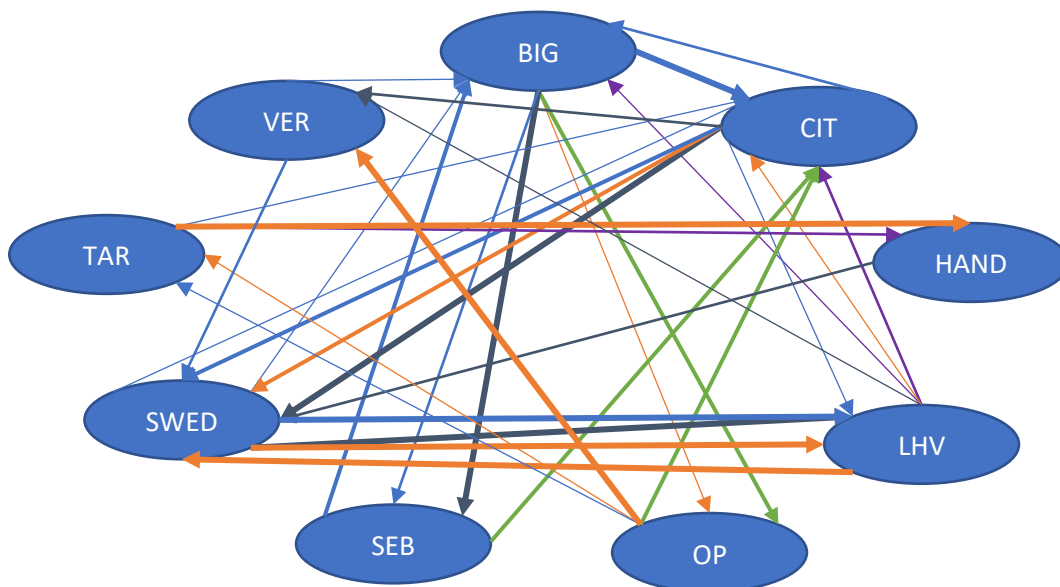
Igaunija un Lietuva. Testējot, vai izstrādātais banku savstarpējo netiešo saikņu noteikšanas modelis ir derīgs arī citās mazās ekonomikās, kur lielākā daļa banku ir slēgtas akciju sabiedrības, tika izvēlēts modeli testēt uz pārējām divām Baltijas valstīm. Līdzīgi kā iepriekš, modelēšanā tika izvēlēti divi laika periodi: 2010. -2014. gads un 2014. -2018. gads. No rezultātiem secināms, ka Igaunijā, līdzīgi kā Latvijā 2014. - 2018. gada periodā bankas bija ciešāk sasaistītas. Savukārt Lietuvā banku nozare ciešāk sasaistīta bija tieši 2010. - 2014. gadā.

Pēc 3.8. un 3.9. attēliem ir skaidri redzams, ka izstrādātais modelis nespēj precīzi attēlot banku savstarpējo netiešo saikni Lietuvas banku tirgū, jo laika periodā 2014. - 2018. gads uzrāda vien **12** banku savstarpējās netiešās saiknes (2010. -2014. gada periodā 27 saiknes). Tas skaidrojams vai nu ar to, ka izstrādātais modelis nav piemērots banku tīklos, kur banku biznesa stratēģijas šķietami nepārklājas, vai arī Lietuvas banku sistēmā darbojošās bankas ir patiešām savstarpēji neatkarīgas un, tādejādi, arī tests neuzrāda impulsu iniciatorus un saņēmējus.

Daudz labāka situācija ir novērojama Igaunijas banku tīklā, kur gan ir iekļautas arī bankas, kas, izmantojot Eiropas vienoto tirgu, sniedz pakalpojumus, neesot licencētas konkrētajā valstī – *OP*, *Citadele* un *Svenska Handelsbanken*. Šīs iepriekš uzskaitītās bankas, tādejādi, ieņem noteiktu tirgus daļu Igaunijā, bet neatklāj atsevišķus finanšu datus par Igaunijas tirgu, tādēļ tiek izmantoti šo banku grupu dati. Igaunijā tiek identificētas **54** Grendžera cēloņsakarības banku savstarpējās netiešās saiknes (periodā 2010.-2014. gads – 33). Vienlaikus, līdzīgi kā Latvijā, arī Igaunijā bija **27 banku savstarpējie pāri (periodā 2010.- 2014. gads 17)**, kas neuzrādīja jebkādas savstarpējās netiešās saiknes testētajos banku darbības rādītājos, parādot, ka arī Igaunijā pastāv bankas, kas savā starpā rīkojas pilnīgi neatkarīgi.

Laika periodā 2014. -2018. gads bankas Igaunijā ir visvairāk savstarpēji netieši saistītas caur EM (18), ROA (11), LOA (10), un CASH (9) rādītājiem. T1 rādītājs uzrādīja vien 6 banku savstarpējās netiešās saiknes. Vienlaikus 2010. -2014. gadam bankas savā starpā visvairāk bija saistītas caur ROA (13), EM (8), CA (6). CASH un LOA spēja identificēt saiknes vien 3 gadījumos katrs. Tas norāda ne tikai uz to, ka dažādos laika periodos rādītāji, kas spēj identificēt savstarpējās netiešās saiknes, mainās, bet arī uz dažu rādītāju būtiskumu analīzē (kā ROA un EM).

Svarīgi norādīt, ka Igaunijā, atšķirībā no Latvijas, nav viena konkrēta rādītāja, kas dominē banku savstarpējās netiešās saiknes identificēšanā. Turklāt tas pavisam noteikti nav vispārpieņemtais ROA.

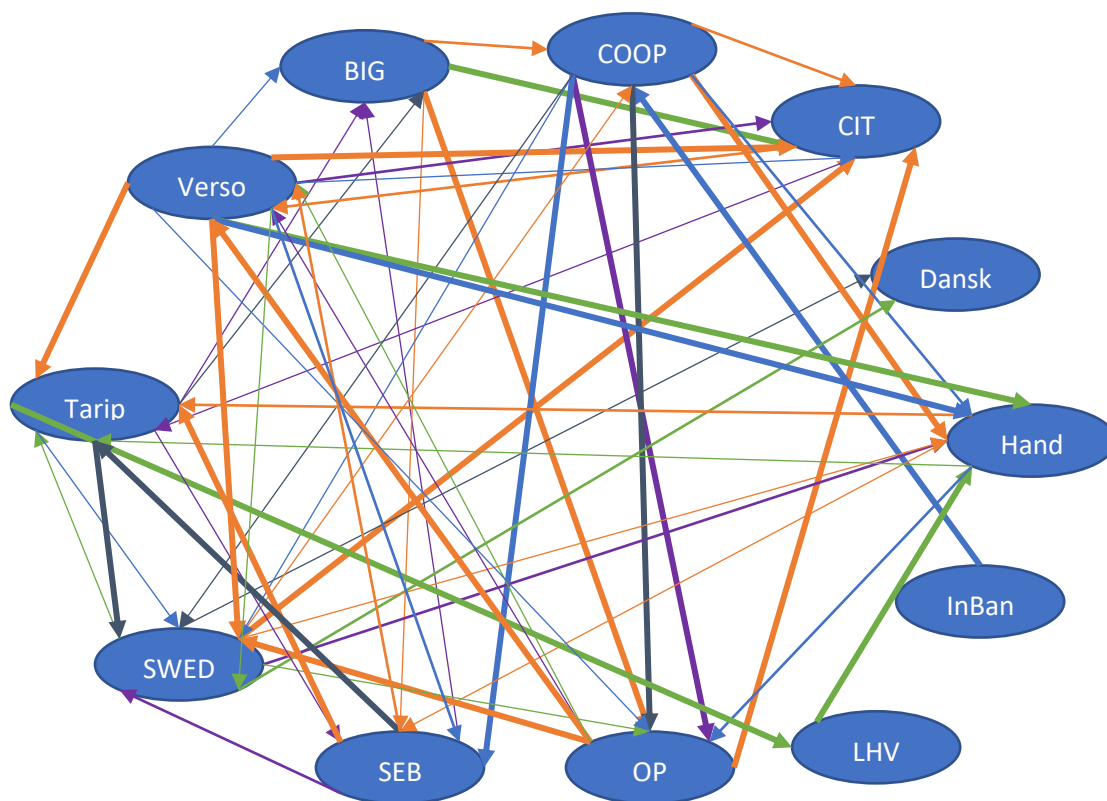


p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*
ROA			EM			CASH			LOA			CA		
p*** = p<0.05 p** = 0.5<p<0.1 p* = 0.1<p<0.15														

3.6.attēls. Igaunijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2010. - 2014. gadā

Avots: autores izstrādātā modeļa rezultāti

Laika periodā 2010. - 2014. gads Igaunijas banku nozares līderi-iniciatori ir CIT, kas iniciē 6 savstarpējās netiešās saiknes, BIG, LHV un SWED, katra iniciējot 5 saites. Šīm bankām seko OP (4), TAR (3), VER (2), SEB (2) un HAND (1). Laika periodā 2014. -2018. gads Igaunijas banku nozares līderi-iniciatori ir *Versobank*, kas iniciē 11 savstarpējās netiešās saiknes un COOP, iniciējot 8 savstarpējās netiešās saiknes. SWED iniciē 7, TAR iniciē 6, SEB un OP – 5. Salīdzinot šīs bankas dažādos laika periodos ir redzams, ka ir bankas, kas zaudē savu iniciatora lomu, kamēr citas tieši otrādi – to palielina. Jāņem ir vērā arī tas, ka šo 9 gadu laikā Igaunijas banku nozare ir piedzīvojusi pārmaiņas – ir bankas, kas samazinājušas savu klātbūtni Igaunijas tirgū. Ir bankas, kas mainījušas īpašniekus un transformējušas savu darbību.



p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*
ROA			EM			CASH			LOA			T1 capital		
p*** = p<0.05			p** = 0.5<p<0.1			p* = 0.1<p<0.15								

3.7.attēls. Igaunijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. - 2018. gadā

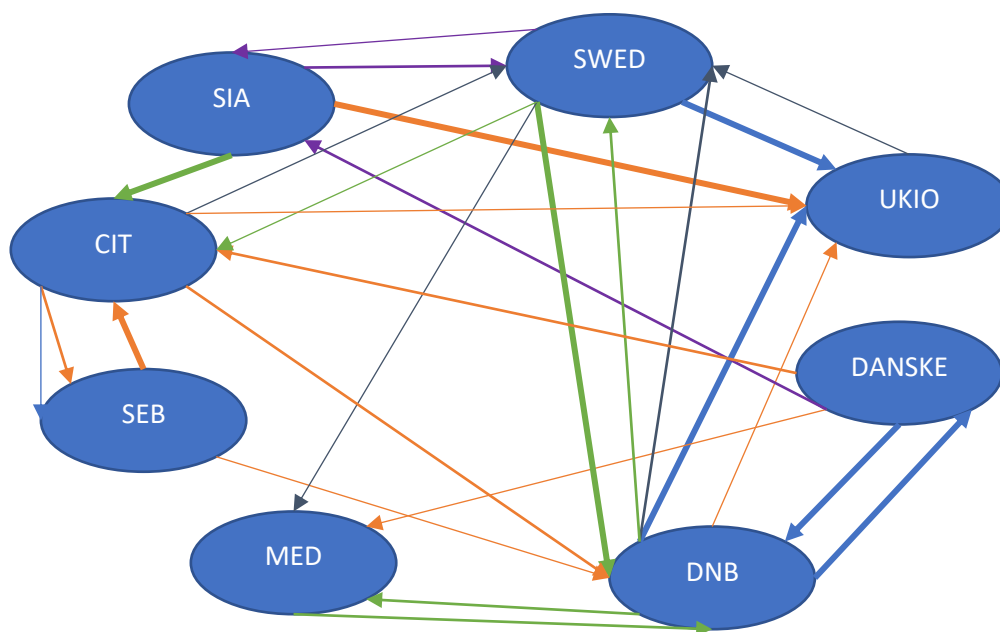
Avots: autores izstrādātā modeļa rezultāti

Laika periodā 2010. - 2014. gadā vislielākās uztvērējas ir CIT (7), SWED (6) un BIG (5). Tām seko LHV (4), VER (3) un HAND (2), OP (2), SEB (2) un TAR (2). SEB distancētā vieta skaidrojama ar izejas datu nestacionaritāti, kā rezultātā banka turpmākā analizē nepiedalās pilnvērtīgi. Savukārt laika periodā 2014. - 2018. gads, vislielākās uztvērējas ir SWED un SEB, kas katra uzņem 8 saiknes, kam seko CIT, HAND ar 7 saiknēm un OP ar 6. Kamēr Latvijā skandināvu bankas ieņem perifēro lomu banku savstarpējā tīklā, tikmēr Igaunijā tās viennozīmīgi ieņem centrālo pozīciju. Jāpiezīmē, ka Danske ieņem samērā distancētu vietu, kas daļēji skaidrojams ar laika rindu nestacionaritāti, kā arī bankas izvairīšanos sniegt līdzīgus datus kā pārējās Igaunijas bankas.

Nozīmīgi ir atzīmēt, ka skandināvu bankas OP un Svenska Handelsbanken strādājot filiāles statusā nerada pārāk lielu ciešu saikni ar citām skandināvu banku meitas bankām Igaunijas tirgū, kas ir būtiski testējot banku grupu konsolidētos datus un banku meitas banku atsevišķos datus. Vienlaikus ir redzams, ka Latvijā licencētā Citadele ir ciešāk saistīta ar citām Igaunijas vietējām bankām, kas skaidrojams ar līdzīgu biznesa stratēģiju. 2014. - 2018. gada modelēšanas periodā Igaunijā sevišķi ir

redzami banku mikro-tīkli savā starpā, piemēram, Citadele, Swedbank un Versobank kapitāla multiplikatora. Savukārt 2010. - 2014. gada modelēšanas periodā redzamas vairākas divpusējas saiknes (skatīt 3.7. attēlu), kur nav iespējams izšķirt līderi un sekotāju, piemēram, LHV un SWED EM rādītājā, CIT un SWED ROA rādītājā. Nozīmīgi arī atzīmēt, ka laika gaitā saišu ciešums nekļūst ciešāks vai mazāk ciešs.

Analizējot Lietuvas banku savstarpējās netiešās saiknes laika periodā 2010. -2014. gads ir redzams, ka tas ir ciešāk saistīts savā starpā nekā 2014. -2018. gads (atšķirībā no Igaunijas un Latvijas). 2010.-2014. gadā ir iespējams identificēt gan līderus, gan sekotājus. Līderis ir DNB ar 6 izejošām saiknēm, kam seko SWED un CIT ar 5, DAN (4), SIA (3), SEB (2) un UKIO (1) un MED (1). Savukārt lielākie sekotāji ir DNB (5), UKIO (5), SWED (5) un CIT (4). Mazāk saistīti sistēmā ir MED (3), SEB (2), SIA (2) un DAN (1). Jāatzīmē, ka DNB un SWED un CIT atrodas sistēmas centrā, jo ir visciešāk saistītas ar pārējām sistēmas bankām.

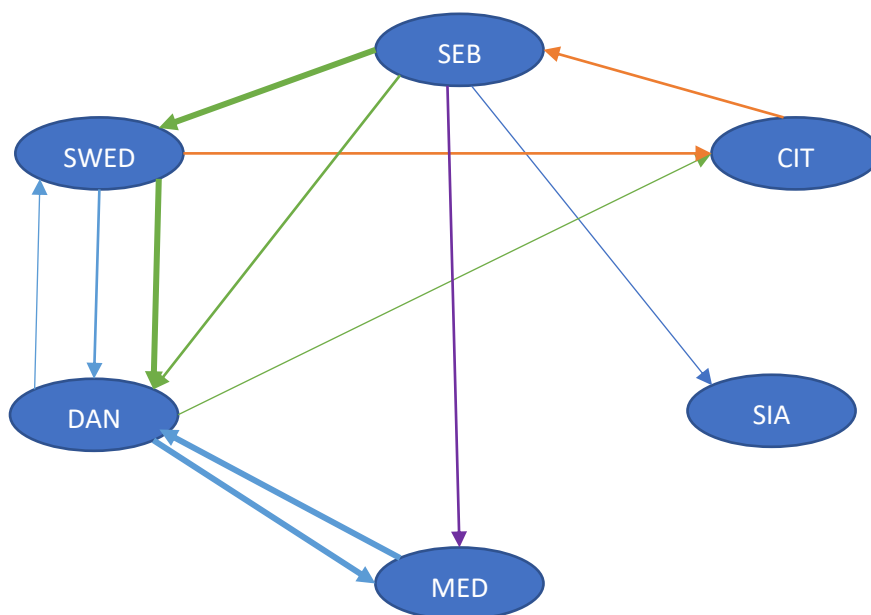


p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*
ROA			EM			LIQ			LOA		
p*** = p<0.05			p** = 0.5<p<0.1			p* = 0.1<p<0.15					

3.8.attēls. **Lietuvas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2010. - 2014. gadā**

Avots: autores izstrādātā modeļa rezultāti

Pētot, kuri no rādītājiem visbiežāk dod saiknes signālu, ir novērojams, ka laika periodā 2010. - 2014. gads EM dod signālu 9 reizes, kam seko LOA (6), ROA (5), CA (4) un LIQ ar 3 reizēm. Analizējot saikņu attīstību laikā ir novērojams, ka Lietuvā, atšķirībā no Latvijas, tās nav noturīgas.



p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*
ROA			EM			LIQ			LOA		
p*** = p<0.05 p** = 0.5<p<0.1 p* = 0.1<p<0.15											

3.9.attēls. Lietuvas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. - 2018. gadā

Avots: autores izstrādātā modeļa rezultāti

Pētot banku savstarpējo netiešo saikni Lietuvas banku nozarē periodā 2014. -2018. gads ir redzams, ka, piemēram, starp Swedbank un Danske bank, kā arī Danske bank un Medicinos bankas, ir neiespējami izšķirt šoka iniciatoru un sekotāju. Tomēr jānorāda, ka 2015. gadā Danske bank pieņēma stratēģisko lēmumu pārdot savu privātpersonu klientu portfeli Swedbank, kā arī 2018. gadā koncentrēties tikai uz vietējiem Baltijas klientiem; 2019. gadā tika pieņemts stratēģisks lēmums aiziet no visiem Baltijas tirgiem un arī Krievijas (Danske bank, 2019). Tas parāda, ka banku nozare kļūs vēl koncentrētāka, bet arī izzudīs daļa banku savstarpējo netiešo saikņu, kas jau tā ir maz un ir vājas.

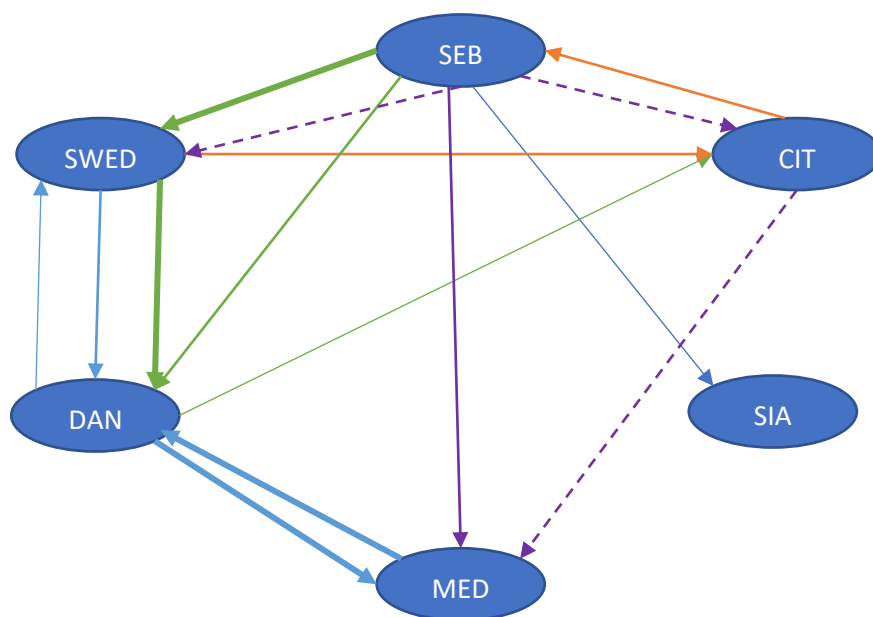
Nozīmīgi arī pieminēt, ka laika periodā 2014. -2018. gads par spīti Bāzeles III regulējuma aprobācijai, makroprudenciālās regulācijas ieviešanai, paaugstinātai noziedzīgi iegūtu līdzekļu un terorisma finansēšanas novēršanas uzlabošanai bankās, tās tik un tā spēja sekot iepriekš izstrādātajām biznesa stratēģijām, jo dati nebija tā dēvētais “baltais mākonis”.

Lai noteiktu, vai modelis nespēj uzrādīt banku savstarpējo netiešo saikni Lietuvā, vai arī šajā tirgū bankas patiešām ir savstarpēji neatkarīgas laika periodā 2014. -2018. gads tika izvēlētas divas metodes.

Pirmā metode ir aizstāt likviditātes rādītāju ar bilances pozīciju “nauda kasē” un “noguldījumi centrālajās bankās” summu. Tas darīts, jo Lietuvā, ieviešot paaugstinātas prasības likviditātes

nodrošināšanai, bija laika posms, kur daļa banku neuzrādīja savus likviditātes rādītājus. Attiecīgi, lai nodrošinātu pilnu laika rindu, tika izvēlēts likviditātes rādītājam tuvs alternatīvs rādītājs. Šo laika rindu izmaiņas bija stacionāras visos gadījumos un pieļāva optimālo kavēto vērtību “0”, lai gan Grendžera testā tika izmantota maksimālā kavētā vērtībā “2”.

Aizstājot likviditātes rādītāju ar bilances pozīcijām nauda kasē un noguldījumi centrālajās bankās (violeti raustīta līnija), būtisku atšķirību rezultātos nav (skatīt attēlu 3.10.). Modelī parādās vien 3 jaunas savstarpējās netiešās saiknes, turklāt, tās ir vājas. Tas liecina, ka modelis precīzi attēlo banku savstarpējās netiešās saiknes un tās patiešām ir vājas vai neeksistējošas.



p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*
ROA			EM			CASH			LOA		
p*** = p<0.05			p** = 0.5<p<0.1			p* = 0.1<p<0.15					

3.10.attēls. Lietuvas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. -

2018. gadā pievienojot naudas atlikumu un noguldījumus centrālajās bankās

Avots: autores izstrādātā modeļa rezultāti

Otrā izvēlētā metode, lai pārliecinātos par Lietuvas banku savstarpējās netiešās saiknes neesamību, ir ekspertu viedoklis. Vēlreiz nepieciešams atgādināt, ka zinātniski Baltijas banku netiešās un tiešās saiknes nav pētītas. Kā norāda Lietuvas Bankas pētījums (Lietuvas Banka ir arī nacionālais banku uzraugs), tad pēc-krīzes periodā banku tiešā savstarpējā saikne ir kļuvusi vājāka (Markevičius, 2018, 9.lpp.). Šāds secinājums tiek izdarīts, pamatojoties uz faktu, ka samazinās Lietuvas banku aktivitāte vietējā starpbanku tirgū (tā praktiski izzuda Lietuvai pievienojoties eiro zonai), daļēji tāpēc, ka bankas kļuva neuzticīgākas viena otrai pēc Snoras un Ukio banku bankrota (Markevičius, 2018).

Promocijas darba autore, lai izskaidrotu izstrādātā modeļa nespēju identificēt savstarpējās netiešās saiknes esamību Lietuvas banku nozarē izsaka tēzi, ka Lietuvā, pastāvot tik nelielam banku skaitam, tās ir sadalījušas tirgu un to biznesa stratēģijas nepārklājas, vai pārklājas nedaudz. Šo tēzi ir iespējams pārbaudīt, analizējot kādas biznesa nišas ieņem katrā konkrētā bankā, kā tas redzams 3.7.tabulā.

3.7. tabula

Lietuvas banku biznesa nišu analīzes rezultāti 2017.g.

Banka, gads	Uzņēmumu kredītu īpatsvars, % no kopējā kredītportfeļa	MVU kredītu īpatsvars, % no kopējā kredītportfeļa	Mājsaimniecību kredītu īpatsvars, % no kopējā kredītportfeļa	Korespondent-banku un maksājumu sistēmu izdevumi, % no kopējiem komisijas maksu izdevumiem	Ieņēmumi no operācijām ar vērtspapīriem un FX, un atvasinātiem finanšu instrumentiem, % no tīrās peļņas
Ukio bankas, 2011	81.1	54.0	7.5	25.9	328.3
Medicinos Bankas, 2017	93.8 ²⁸	N/A	6.2	53.3	238.1
Swedbank, 2017	37.2	3.4	62.7	28.2	6.9
SEB bankas, 2017	54.3	N/A	45.7	0.32	15.1
DNB Bankas, 2014	53.4	13.1	42.9	6.9	161.4
Šiaulių bankas, 2017	89.4	65.3	7.0	5.1	14.5

Avots: autores aprēķins, balstoties uz banku gada pārskatiem

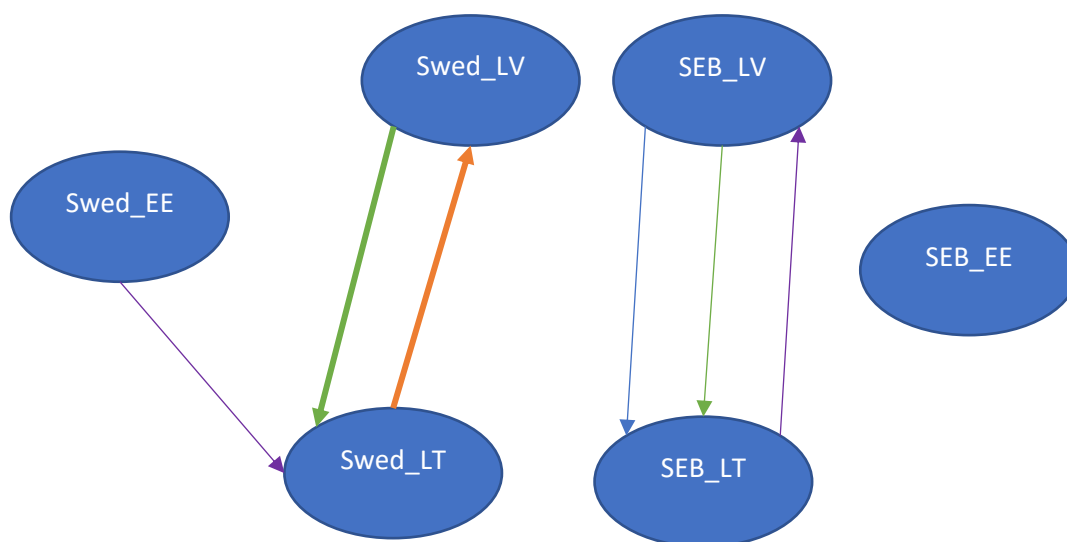
No 3.7. tabulas ir skaidri redzams, ka bankas specializējas atsevišķās biznesa jomās. Piemēram, *Swedbank* visaktīvāk pievēršas mājsaimniecību kreditēšanai un mazākā mērā arī lielo uzņēmumu kreditēšanai, kamēr *SEB* koncentrējas uz uzņēmumu kreditēšanu. *Ukio* banka un *Šiaulio* banka koncentrējas uz MVU kreditēšanu, kamēr *Medicinos* banka pamatā kreditē tikai uzņēmumus, tai skaitā, finanšu pakalpojumus sniedzot. *Ukio* bankai ir arī lieli izdevumi maksājumu pakalpojumu sniegšanai. Gan *Ukio*, gan *Medicinos* bankām nozīmīgu ieņēmumu daļu sastāda investīciju aktivitātes.

Kopumā ir secināms, ka lai gan Latvijas banku nozarē ir tikai nedaudz vairāk banku kā Igaunijas, tomēr bankas Latvijā ir daudz vairāk savā starpā savienotas.

Baltijā ir divas banku grupas, kas ieņem nozīmīgu lomu vietējā banku nozarē – *Swedbank* un *SEB* banka. Turklāt Igaunijā šo banku meitas sabiedrības ir salīdzinošā perifērijā nekā pārējās

²⁸ Turklāt 23% no uzņēmumu kredītiem ir izsniegti uzņēmumiem, kas sniedz finanšu pakalpojumus

sistēmas bankas. Tādēļ autore izvēlējās pārbaudīt, vai gadījumā šo banku meitas sabiedrības nav ciešāk saistītas savā starpā (pārrobežu konteksts) nekā ar citām vietējās nozares bankām. Tika izvēlēts laika periods 2014.-2018. gads. Testam tika izvēlēti šādi banku darbības rādītāji: kapitāla multiplikators, aktīvu atdeve, naudas atlikums, kapitāla pietiekamības rādītājs un kredītu klientiem atlikums. Līdzīgi kā iepriekš tika izvēlēts testēt šo rādītāju izmaiņas. Vienīgā nestacionārā laika rinda bija ΔLOA_{SEB_EE} .



p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*
ROA			EM			CASH			LOA			CA		
p*** = p<0.05 p** = 0.5<p<0.1 p* = 0.1<p<0.15														

3.11. attēls. **Baltijas valstu banku grupu savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014.-2018. gads**

Avots: autores izstrādātā modeļa rezultāti

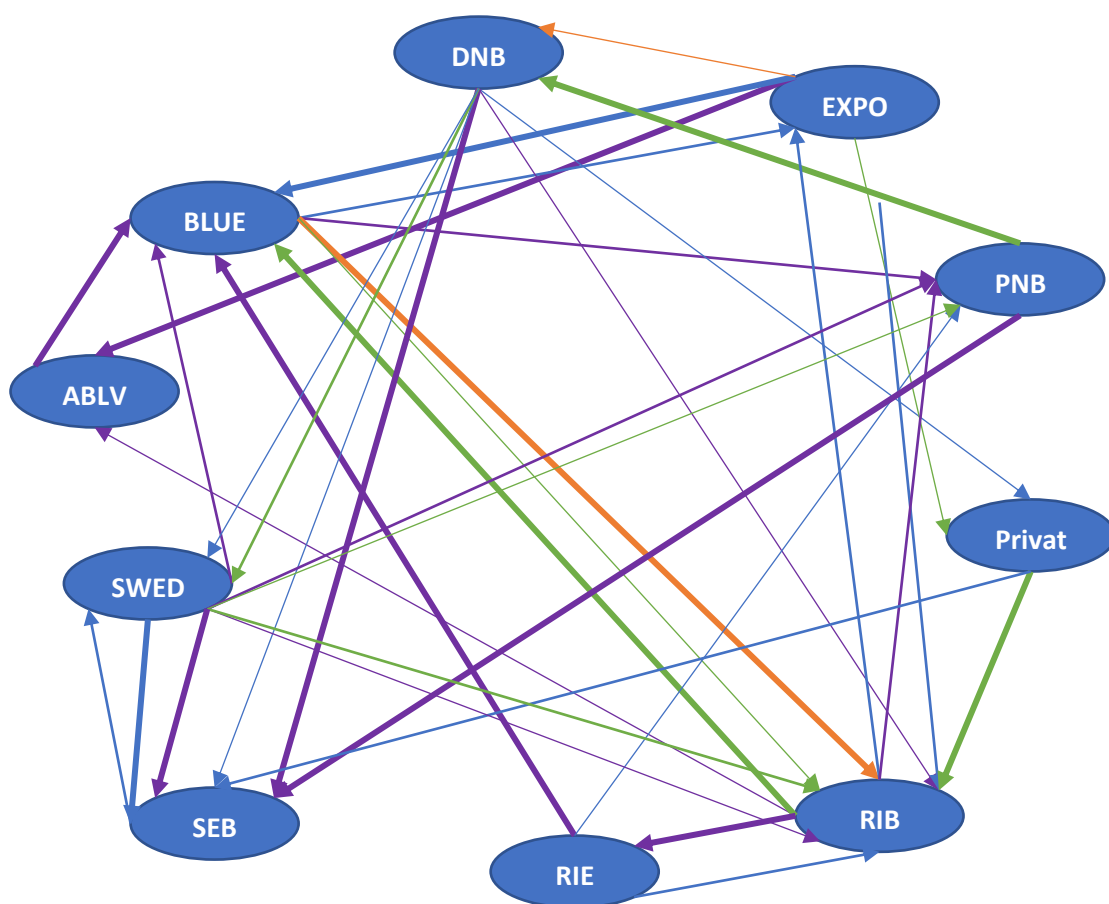
No 3.11. attēla ir redzams, ka kopumā bankas savā starpā nav cieši saistītas un to biznesa stratēģijas savā starpā ir salīdzinoši neatkarīgas. Rezultāti arī liecina ka šīs skandināvu banku meitas sabiedrības lielākā mērā ir sasaistītas katra savā lokālajā banku tīklā (pamatojoties uz iepriekšējiem rezultātiem).

3.4. Rezultātu novērtējums

Lai papildus pārlicinātos par izstrādātā modeļa spēju atainot banku savstarpējās netiešās saiknes, pētījumam tika pievienoti iegūtie rezultāti, kas iegūti testējot Latvijas banku nozares banku

savstarpējās netiešās saiknes 2006.-2010. gada periodā. Tika identificētas šādas nestacionārās laika rindas: $\Delta EM_{ABL\dot{V}}$, $\Delta LOA_{ABL\dot{V}}$, ΔEM_{PNB} , $\Delta CASH_{Privat}$, ΔLOA_{RIE} , ΔEM_{SEB} , ΔLOA_{SEB} .

Modeļa veikspēja identificēt saiknes ir šāda: 14,6 % no kopējā iespējamo saikņu skaita (246) ir iespējams noteikt banku savstarpējās netiešās saiknes (5,3% ciešo saikņu īpatsvars, 4,9 % vidēji ciešo saikņu īpatsvars un 4,5 % vājo saikņu īpatsvars). Izlasē testējot 10 banku darbības rādītājus, tika iegūtas 34 savstarpējās netiešās saiknes: ROA – 12, Cash – 12, EM – 2, LOA – 8. Modelis arī uzrādīja 20 banku pārus, starp kurām netika identificēta neviena savstarpējā netiešā saikne. 2006. - 2010. gada rezultāti liecina, ka vismazāk precīzi banku savstarpējo netiešo saikni izskaidro EM rādītājs, kur tikai divos gadījumos tas norāda uz banku savstarpējo netiešo saikni. Tāpat ir novērojams, ka liela daļa banku savstarpējo netiešo saikņu ir 0,10-0,15 kritiskās vērtības robežās. Naudas atlikuma rādītājā ir redzama banku grupu savstarpējā atkarība, bet ne div-virziena Grendžera cēloņsakarība, kas norāda, ka tests rāda patiesus rezultātus un no tiem ir iespējams secināt, kuras bankas ir pūļa rīcības iniciatores un kuras ir sekotājas, tādejādi arī iniciatores definējot kā sistēmiski nozīmīgas iestādes, vismaz banku savstarpējās netiešās saiknes sistēmiskā riska aspektā. Jāatzīmē, ka šis bija vienīgais laika periods, kad liela daļa savstarpējo netiešo saikņu bija uz 0,15-0,20 kritiskās robežas, kas, ja ņemtu augstākus kritiskās vērtības tolerances līmeņus (p-vērtības), rezultētos ciešākā banku savstarpējā netiešā saiknē. Plašāk skatīt 3.12. attēlu.



p****	p**	p*	p****	p**	p*	p****	p**	p*	p****	p**	p*
ROA			EM			CASH			LOA		
p**** = p<0.05 p** = 0.5<p<0.1 p* = 0.1<p<0.15											

3.12.attēls. **Latvijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2006. - 2010. gadā**

Avots: Autores izstrādātā modeļa rezultāti

Modelis arī šajā periodā ļauj identificēt saikņu iniciatorus: SWED (6) un DNB (6), kā arī sekotājus: RIB (8), SEB (6), BLUE (5), PNB (5).

Lai pārliecinātos, ka izstrādātais modelis nav derīgs tikai Baltijas banku nozarēs esošo banku savstarpējo netiešo saikņu noteikšanai un ka Baltijas banku nozares nepastāv unikāli priekšnosacījumi modeļa pielietojamībai, modelis tiek testēts uz **Somijas banku** nozarē esošajām bankām laika periodā 2014.-2018.gads. Lai arī iepriekš tika izvēlēts mēģināt modeli testēt uz Slovākijas banku tirgu, kas ir līdzīgāks Baltijas valstu banku tirgiem, tomēr bija jāsaskaras ar datu iegūšanas problēmām, kas liedza Slovākijas banku sektoru izmantot rezultātu noturības pārbaudei – publiskie pārskati lielākai daļai banku bija jāpublicē tikai reizi pusgadā nevis katru ceturksni, kas sniegtu pārāk maz datu punktu, lai veiktu uzticamu Grendžera cēloņsakarības testu.

Vienlaikus jānorāda, ka liela daļa no Somijas finanšu sektora bankām ir publiskas akciju sabiedrības vai arī to izdotie parāda vērtspapīri tiek kotēti biržā un tādēļ savstarpējās līdzatkarības noteikšanai piemērotākas ir citas sistēmiskā riska novērtēšanas metodes, piemēram, ΔCoVAR .

Pētījuma izlasē ietilpst šādas bankas: *OP (Pohjola bank)*, *Svenska Handelsbanken*, *Nordea bank*, *Danske bank*, *Alandsbanken*, *Aktia bank*. *OP*, *Alandsbanken* un *Aktia* galvenais darbības tirgus ir tieši Somija. *Svenska Handelsbanken*, *Nordea*, *Danske bank* rādītājiem tiek ņemti filiāles Somijā dati, kur tas ir iespējams (plašāk skatīt 3.8. tabulu). Pēc *Finance Finland* datiem autores izvēlētā banku izlase aptver 80,2% no kopējā banku tirgus uz 2018. gada 31. decembri (Backstrom, 2019, lpp. 8.). Ievērojot, ka atsevišķos gadījumos nav iespējams nodalīt tikai Somijas biznesa daļu, autore pieļauj, ka šajā gadījumā saiknēm nav jābūt, vai tām ir jābūt vājākām.

3.8. tabula

Izmantotie banku darbības rādītāji netiešo saikņu tīklu veidošanai Somijas banku nozarē

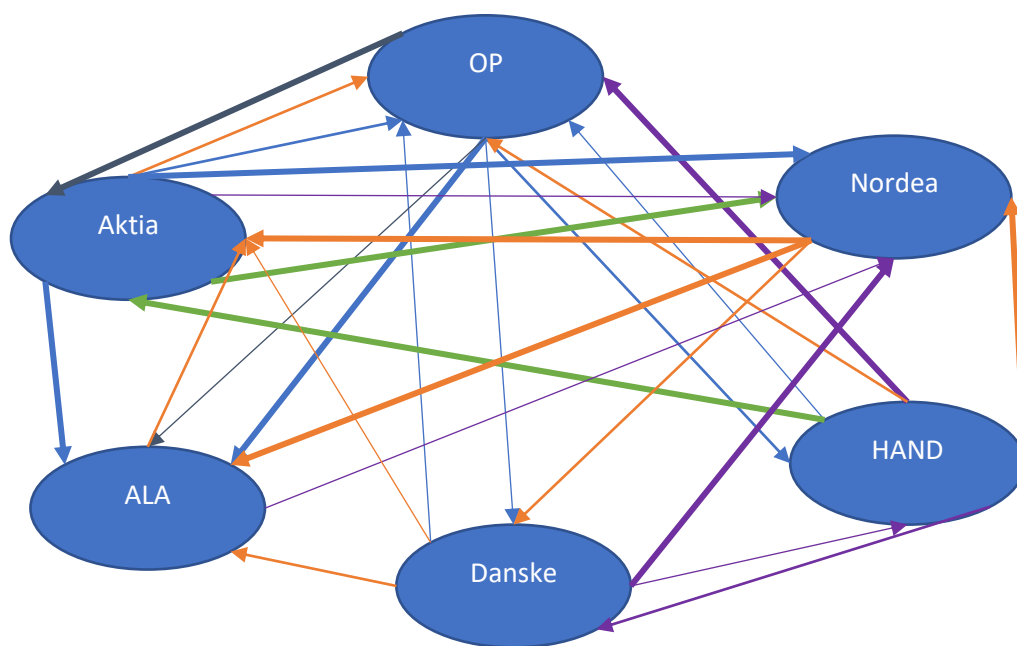
Rādītājs	OP	Svenska Handelsbanken	Nordea	Danske	Alandsbanken	Aktia
Aktīvu atdeve	Somijas	Somijas	grupas	Somijas	Somijas	Somijas
Kapitāla multiplikators	Somijas	Somijas	grupas	grupas	Somijas	Somijas
Kredīti klientiem	Somijas	Somijas	Somijas	Somijas	Somijas	Somijas
Likviditātes pietiekamības rādītājs (LCR)	Somijas	grupas	grupas	grupas	Somijas	Somijas
CET 1	Somijas	grupas	grupas	grupas	Somijas	Somijas

Avots: autores veidots balstoties uz pieejamajiem datiem

Pārbaudot laika rindu stacionaritāti, tiek identificētas šādas nestacionāras laika rindas: $\Delta\text{CET1}_{\text{Han}}$, $\Delta\text{CET1}_{\text{Nor}}$, $\Delta\text{LCR}_{\text{Ak}}$.

Testējot 6 bankas tika iegūtas 26 savstarpējās netiešās saiknes: ROA – 8, EM – 9, LOA – 2, LCR – 5, CET1 – 2. Identificēto saikņu īpatsvars no kopēji iespējamo saikņu skaita ir 21,3%, turklāt, ciešo saikņu īpatsvars sastāda 9,0%, vidēji ciešo saikņu īpatsvars sastāda 6,6%, bet vājo saikņu īpatsvars ir 5,7%. Modelis uzrādīja divus banku pārus, starp kuriem netika identificēta neviena savstarpējā netiešā saikne (mazāk nekā citos banku tīklos).

Vienlaikus spēcīgāk nekā citos banku tīklos ir redzama kapitāla multiplikatora mikrotīkls starp *Nordea*, *Aktia*, *Alandsbanken* un *Danske*. No 3.13. attēla var redzēt, ka patieso impulsu dod *Nordea*, kas, savukārt, otrā raunda efekta veidā rada saiknes starp pārējām iesaistītajām bankām. Plašāk skatīt 3.13. attēlu.



p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*	p***	p**	p*
ROA			EM			LCR			LOA			CET1		
p*** = p<0.05 p** = 0.5<p<0.1 p* = 0.1<p<0.15														

3.13.attēls. Somijas banku nozares banku savstarpējo netiešo saikņu attēlojums 2014. - 2018. gadā

Avots: Autores izstrādātā modeļa rezultāti

Lai arī izstrādātais modelis ļoti labi attēlo banku savstarpējo netiešo saikni banku nozarēs, kur tās ir slēgtas akciju sabiedrības, kā arī identificē, kuras bankas seko/kopē citas bankas stratēģiju aktīvu, likviditātes vai kapitāla pārvaldē un ļauj konkrēti identificēt, kuras bankas ir sistēmas centrā un kuras ir perifērijā, tomēr izstrādātajam modelim ir arī savi trūkumi. Nozīmīgākais ir modeļa nespēja identificēt banku savstarpējās netiešās saiknes **mazās** banku izlasēs, kur banku biznesa stratēģijām nav novērojama pārklāšanās, kā tas ir Lietuvas banku sistēmā. Turklāt, ja **ir trūkstošs datu punkts** konkrētajā laika rindā, piemēram, EM_{SEB}, tad Grendžera cēloņsakarības tests spēj atlasīt tikai nesenākos datus, nevis visu laika rindu. Pie tam izmantot interpolācijas metodes, lai modelētu konkrētā trūkstošā datu punkta vērtību nav korekti, jo šādi tiktu **izjaukts kopējās datu kopas trends** un pieaugtu iespējamība, ka Grendžera cēloņsakarības tests uzrādītu nepatiesus rezultātus. Būtiski arī pieminēt nepilnīgu novērtējumu problemātiku, kas var rasties, ja kādu **banku lielākā daļa no rādītāju laika rindām ir nestacionāras** – banku vieta sistēmas savstarpējās netiešās saiknēs tiks nenovērtēta pietiekami.

Rezultātu ticamība arī pieprasa, lai izvēlētie rādītāji konkrētajā laika periodā būtu nemainīgi. 2014. gada beigās stājās spēkā Bāzeles III regulējums (Basel Committee on Banking Supervision,

2014), kas nesa strukturālas izmaiņas izvēlētajos rādītājos, piemēram, kapitāla pietiekamības rādītājā. Tas bija vēl viens iemesls sadalīt pētījuma periodus laikā līdz 2014. gadam un no 2014. gada.

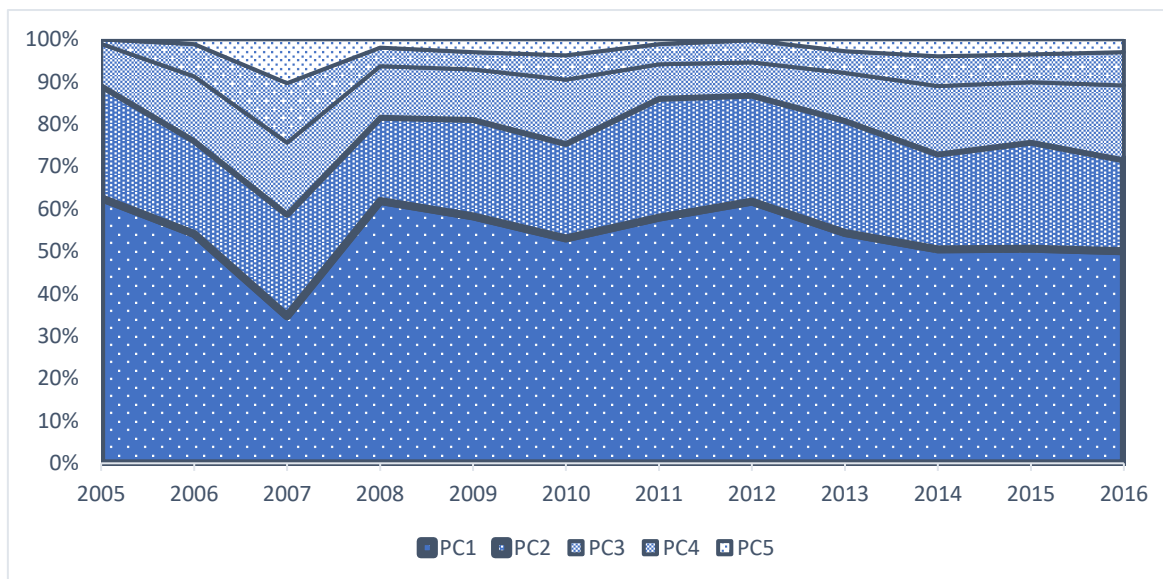
Lai arī modelī izmanto pārsvarā tikai **vietējā tirgū licencētas bankas** (ar izņēmumu Igaunijā, kur vēsturiski attīstoties banku nozarei skandināvu bankas ir izmantojušas iespēju sniegt pakalpojumus nesaņemot vietējās banku darbības licences), likviditātes un citu negatīvo risku izplatīšanās iespēja vietējā tirgū licencēto banku starpā ir nesalīdzināmi augstāka, nekā starpvalstu tirgos (Peydro, Laeven un Freixas, 2015, 148.lpp.). Tādejādi, ir svarīgi izvērtēt, kuras bankas iekļaut sistēmas banku savstarpējās netiešo saikņu noteikšanā. To parāda arī HAND minimālā loma Igaunijas banku sistēmā. Ja tiek izvēlēts testēt banku savstarpējās netiešās saiknes vienlaikus vairākos tirgos, piemēram, visās Baltijas valstīs, tad pēc iespējas ir arī jānovērtē, cik lielā mērā banku juridiskās grupas ietvaros meitas bankas rīkojas neatkarīgi, vai arī tām ir kāda noteikta stratēģija katram no banku tirgiem. Modeļa rezultāti arī liecina ka šādas vienas grupas meitas sabiedrību bankas savā starpā ir vāji saistītas un arī tikai atsevišķos rādītājos, kas liecina, ka šo banku darbības stratēģiju lielākā mērā ietekmē citi faktori, tai skaitā, konkrētā tirgus situācija.

Modelis arī senākos laika periodos (2006.-2014.) neietver tobrīd esošās, bet nu jau **likvidētās bankas**, kas varētu ietekmēt agrākos periodos esošās starpbanku saiknes par labu “izdzīvojušajām” bankām. Tas ir skaidrojams ar **datu nepieejamību** par likvidētajām vai arī no tirgus aizgājušajām bankām, kas ir slēgtas akciju sabiedrības, jo sevišķi šo banku ceturkšņa pārskatiem, piemēram, *Parex bank*, Latvijas Krājbanka, Trasta komercbanka Latvijā; *Snoras bank* Lietuvā. Publisko akciju sabiedrību datu pieejamība ir atkarīga no biržas datu uzglabāšanas un pieejamības politikas. Vienlaikus izstrādātais modelis pieprasa **pietiekami daudz datu punktu**, lai būtu iespējams identificēt uzticamu banku savstarpējās netiešās saiknes. Tādejādi banku sistēmās, kur bankām nav pienākums sniegt datus reizi ceturksnī, kā, piemēram, Slovērijas banku sektorā mazākām bankām laika periodā līdz 2017. gadam, modeli nav iespējams ticami piemērot.

Kā norāda *Peydro, Laeven un Freixas, 2015*, tad modelim ir jābūt arī labai prognozējamības spējai, kas nozīmē, cik daudz **nepatiesu signālu** modelis ir devis iepriekš (*Peydro, Laeven un Freixas, 2015*). Spilgts piemērs tam ir ABLV banka, kas pēc modeļa atrodas sistēmas centrā un ir sistēmiska, tomēr tās piespiedu licences atņemšana neradīja **tiešus** citu banku likviditātes un citu risku asus saasinājumus (drīzāk piespieda banku nozari mainīties kopumā, kas izsauca sistemātiskas izmaiņas). Līdzīgi arī *Versobank* Igaunijā, kas gan pārsvarā deva signālu EM rādītājā.

Nodaļas turpinājumā izstrādātā modeļa rezultāti banku savstarpējās netiešās saiknes noteikšanai, tiks salīdzināti ar citu metožu rezultātiem, lai novērtētu Grendžera cēloņsakarības objektivitāti.

PCA ir alternatīva metode, kas analizēta promocijas darba 2.2. nodaļā. Metode ļauj makro līmenī noteikt banku savstarpējo līdzatkarību – gan savstarpējo, gan ārējo faktoru izraisīto. Metodē tiek testēta Latvijas banku nozares kopējā banku savstarpējā saikne – jo lielāku daļu variācijas spēj izskaidrot pirmie divi (viens) galvenie komponenti, jo konkrētā banku nozare ir savstarpēji līdzatkarīgāka un ar augstāku sistēmisko risku. Izvēlētais laika periods ir 2005. -2016. gads, izlasē iekļaujot Latvijā licencētas bankas (plašāk skatīt Petrovska, 2018 1.tabulu 514.lpp). Metodē tiek izmantoti šādi banku darbības rādītāji: EM, ROA, 1-NPL²⁹, LIQ un CA. Rādītāju aprēķins, izņemot 1-NPL, ir skaidrots šī promocijas darba 3.2. apakšnodaļā. Metodes rezultāti ir redzami 3.14. attēlā.



3.14.attēls. Latvijas banku nozares savstarpējās līdzatkarības apmērs 2005.-2016. gadā

Avots: Petrovska, 2018 (Petrovska, 2018, 516.lpp.)

Kā redzams 3.12. attēlā, tad banku nozares kopējā savstarpējā līdzatkarība samazinās 2007. gadā, augstāko līmeni sasniedzot 2012. gadā un lēnām samazinoties līdz pat 2016. gadam. Ja PCA rezultātus sadala 3 laika posmos – 2006.-2010. g., 2010.-2014. g. un 2014. -2016. gads, tad tie rāda **līdzīgu tendenci kā promocijas darbā izstrādātais modelis**, kas identificē banku savstarpējo līdzatkarību mikro līmenī – pašam agrākajam apskatītajam periodam sistēmiskā riska līmenis ir zemāks, nekā laika periodam 2010. -2014. gads un tas nedaudz samazinās pēc 2014. gada. Vienlaikus PCA metode sniedz ieskatu, vai bankas kopumā kļūst neatkarīgas un diversificētākas – pirmais un otrais galvenais komponents samazinās kopš 2012. gada, kas liecina, ka bankas savā starpā kļūst neatkarīgākas, par spīti biznesa modeļu maiņai, atsakoties no nerezidentu klientu apkalpošanas (Petrovska, 2018). Grendžera cēloņsakarības metode tomēr ir precīzāks rīks banku savstarpējās līdzatkarības noteikšanai, jo ļauj konkrēti identificēt banku savstarpējās saiknes kanālus un virzienus, kā arī šīs saiknes spēcīgumu.

²⁹ 1 mīnus zaudējumu nesošo aizdevumu īpatsvars. Tas tiek aprēķināts kā:

$$\left(1 - \left[\frac{\text{aizdevumi, kas kavēti un zaudējumu nesoši - nodrošinājums šādiem aizdevumiem}}{\text{kopējie aizdevumi}}\right]\right)$$

Nodaļas turpinājumā Grendžera cēloņsakarības metodes rezultāti tiks salīdzināti ar HEAT modeli, ko izstrādājuši *Ong un citi, 2013* (Ong, Jeasakul un Kwoh, 2013) un ko promocijas darba autore ir pielāgojusi Latvijas banku sistēmas īpatnībām.

Heatmaps atspoguļo **banku savstarpējās saiknes** sistēmiskā riska aspektu, jo vērtē cik ļoti katra banka ir atšķirīga vai tieši otrādi līdzīga ar citām sistēmas bankām. Jo konkrētai bankai augstāka stabilitāte un pelnītspēja, jo tā drošāka un “zaļāka”. Savukārt, jo banka riskantāka un tai ir sliktāki stabilitātes rādītāji, jo tā ir “sarkanāka” un tai ir jāpievērš pastiprināta uzmanība.

Banku darbības kritēriji bija tie paši, kas izmantoti promocijas darba 3.2. apakšnodaļā, izņemot kapitāla multiplikators tika aizstāts ar finanšu sviras rādītāju, kas koriģēts ar nemateriālajiem aktīviem³⁰. Finanšu sviras rādītāja formula tika ņemta tieši no *Ong un citi* (Ong, Jeasakul un Kwoh, 2013). Rādītāji netiek koriģēti un tiek ņemti nediferencējot. Pats tests, lai koriģētu ikgadējas lielas svārstības, ņem trīs periodu izlīdzinātos datus.

Datu trūkuma dēļ un fakta, ka kredītu kvalitāti ir iespējams aprēķināt vien no gada pārskatu datiem, *HeatMaps* tika veidots vien ik uz gadu. Rezultāti ir redzami 3.9. tabulā.

3.9. tabula

Latvijas banku sistēmas HeatMaps laika periodā 2007.-2016. gads

Nosaukums	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
AB LV	0.8	-2.2	-1.8	-1.1	-1.2	-1.0	-0.7	-0.3	0.1	0.2
Baltic International Bank	-2.7	-2.3	-1.3
Blue Orange	2.6	-1.6	-0.6	-0.2	..	1.4	3.1	0.7	0.1	-1.7
Signet	0.4	-0.6	0.6	-1.0
Citadele	-0.7	-1.0	-1.9	-1.9	-2.2	-1.0
DnB	-3.2	4.0	3.0	3.2	-1.9	-2.4	-0.5
ExpoBank	7.2	6.5	3.8	4.8	4.7	7.1	11.1	6.9
Latvijas Krājbanka	-2.0	-2.5
LPB	8.2	3.4	1.7	2.8	0.2	0.5	1.0	3.2
Industra	-0.2	-0.2	-0.5	4.1	-1.1	-0.9	-0.2
PNB	-4.2	-7.9	-6.8	-4.3
Privatbank	-2.1	-1.0	-2.3	0.3	-2.1	-0.7
Reģionālā investīciju banka	-0.9	-1.2	-0.6	-1.1	-0.9	-0.1	-0.3	0.0	-2.3	-2.5
Rietumu banka	0.7	-0.9	-0.3	-0.1	-0.1	-0.1	-0.3	0.2	0.2	0.6
Rigensis bank	-0.1	1.7	3.6	1.5	3.0
SEB	1.1	-2.0	-1.9	0.0	0.2	0.2	-0.3	-0.8	-0.8	-0.3
Swedbank	-1.1	-0.2	-1.9	-0.7	0.2	0.3	-0.2	2.7	4.0	0.9

Avots: Petrovska, K. and Rupeika-Apoga, R. (2017) 'Qualitative and Quantitative Assessment of Systemic Risk in Latvia', in 9th International Conference and Summer School 'Economic Challenges in Enlarged Europe'. Tallinn: Tallinn University of Technology, 10.lpp.

³⁰ Aprēķināts pēc formulas: $finanšu\ svira = \frac{kapitāls-nemateriālie\ aktīvi}{fiziskie\ aktīvi}$

Kā redzams no iegūtajiem rezultātiem, tad daļa banku, kuru stabilitātes rādītāji pasliktinās, vai tieši otrādi – uzlabojas ļoti strauji. Vienlaikus ir bankas, kuru rādītāji ir stabili neitrāli visa aplūkotā perioda laikā. *Expobank* labie rezultāti ir izlecošā vērtība, jo Regulators bankai uzlika par pienākumu uzturēt stipri augstākus likviditātes un kapitāla rādītājus nekā citām bankām, kā arī bankai nebija kredītportfeļa, kas prasītu uzturēt nodrošinājumu (Petrovska un Rupeika-Apoga, 2017). Banku stabilitāti **visvairāk ietekmēja sliktā kredītportfeļa struktūra**, kas ir vēl viens apliecinājums tam, ka sistēmisko risku mikro līmenī nedrīkst apskatīt tikai aplūkojot banku aktīvu atdeves rādītājus. Arī *HeatMaps*, līdzīgi kā promocijas autore izstrādātais modelis parāda, ka jaundibinātā *Rigensis Bank*, ne tikai uzlabo savu pozīciju pārējo banku starpā kā aizvien stabilāka un pelnītspējīgāka, bet arī kļūst arvien sistēmiski centrālāka.

3.daļas kopsavilkums

Darba trešajā daļā promocijas darba autore piedāvā uzlabotu modeli sistēmiskā riska aspekta – banku savstarpējās netiešās saiknes – noteikšanā. Modelis balstās uz Grendžera cēloņsakarības spēju noteikt impulsa iniciatorus un sekotājus banku biznesa stratēģiju rezultātos. Modeļa uzbūve tiek testēta uz Latvijas Lietuvas un Igaunijas (2010.-2018. gads) banku sistēmām, izmantojot dažādus banku darbības rādītāju izmaiņas. Trešajā daļā arī tiek pētīta Baltijas banku sistēmas attīstība kopš neatkarības atgūšanas, tai skaitā tiek atzīmēta noguldītāju augstā neuzticēšanās bankām, par spīti spēkā esošajai depozītu garantiju shēmai. Par spīti krasajām pārmaiņām banku sistēmās, banku darbības rādītāju izmaiņas lielākajā vairākumā bija stacionāras.

Modeļa rezultāti liecina, ka Latvijas banku nozare ir visciešāk savstarpēji netieši saistītā, kam seko Igaunijas banku nozare. Izstrādātais modelis Lietuvas banku nozari parāda kā vāji savstarpēji netieši saistītu, ko apliecina arī ekspertu vērtējums. Latvijas banku nozarē laika gaitā savstarpējās netiešās saiknes ciešums pieaug dažām bankām. Tāpat dažas bankas palielina savu sistēmisko nozīmību kopējā sistēmā.

Latvijas banku sistēmā ilgnoturīgākās saiknes veidojas aktīvu atdeves un likviditātes rādītājā. Kapitāla multiplikatora (banku biznesa riskantuma rādītājs) nozīme banku savstarpējās netiešās saiknes izskaidrošanā laika gaitā ir tikai pieaugusi. Latvijā tā dēvētās skandināvu bankas atrodas perifērijā, kamēr Igaunijā šīs bankas sistēmā ieņem centrālo vietu. Bankas Igaunijā ir visvairāk savstarpēji netieši saistītas caur kapitāla multiplikatora, kredītportfeļa pārmaiņu un aktīvu atdeves rādītājiem.

Testējot reģionalitātes aspektu, t.i., vai skandināvu meitas bankas ir ciešāk saistītas savā starpā nekā katra vietējā tirgū ar vietējām bankām, modeļa rezultāti liecina, ka kopumā bankas savā starpā

nav cieši saistītas un to biznesa stratēģijas savā starpā ir salīdzinoši neatkarīgas. Rezultāti arī pierāda ka šīs skandināvu banku meitas sabiedrības lielākā mērā ir sasaistītas katra savā lokālajā banku tīklā (pamatojoties uz iepriekšējiem rezultātiem).

Aktīvu atdeves rādītāja kā vienīgā indikatora izmantošana, lai noteiktu banku savstarpējās netiešās saiknes, ir nepietiekama, jo bankas var saskaņot vai kopēt citas bankas rīcību arī citās biznesa stratēģijas jomās, piemēram, likviditātes pārvaldībā, aizdevumu izsniegšanā.

Modelis ir piemērots banku savstarpējās netiešās saiknes modelēšanai tādās banku sistēmās, kurās banku vērtspapīri netiek kotēti biržās un nav iespējams pēc efektīva tirgus datiem iegūt bankas patieso vērtību.

Izstrādātā modeļa rezultātu stabilitāti apliecina arī līdzīgu kopējo tendenci rādošie alternatīvie banku kopējās sistēmas savstarpējo atkarību nosakošais modelis *PCA*, kā arī *HeatMaps*. Izstrādātais modelis ir derīgs subjektu savstarpējās līdzatkarības testēšanai citās nozarēs, piemēram, apdrošināšanas, ieguldījumu fondu vai pat arī ražošanas nozarēs, piemēram, siera ražošanas nozarē.

SECINĀJUMI UN PRIEKŠLIKUMI

Promocijas darba autore ir nonākusi pie šādiem **secinājumiem**:

1. Sistēmiskais risks ir ekstrēma gadījuma risks, ka kādas bankas darbības problēmas radīs darbības problēmas arī citiem banku nozares dalībniekiem, kā rezultātā var būtiski samazināties kopējā tautsaimniecības izaugsme.
2. Sistēmiskais risks atšķiras no sistemātiskā jeb tirgus riska ar to, ka ne tik lielā mērā ir saistīts ar svārstībām biznesa un tirgus attīstības ciklā, bet ar banku (aktīvu) savstarpējo līdzatkarību no iekšējiem vai ārējiem faktoriem. Tradicionāli sistēmiskais risks ir koncentrēts tikai nelielā daļā tirgus dalībnieku.
3. Sistēmiskajam riskam ir šādi aspekti: bankas aktīvu ekspozīcija konkrētā tautsaimniecībā, bankas savstarpējās saiknes ciešums ar citiem tirgus dalībniekiem, bankas spēja tikt ātri un pilnībā aizvietotai, bankas ekspozīcija nozīmīgos ārvalstu tirgos, bankas juridiskā ietvara sarežģītība. Bankai var nebūt liela ekspozīcija konkrētā tautsaimniecībā, bet tā var būt cieši saistīta ar citām bankām, lai spētu izraisīt sistēmisku notikumu.
4. Sistēmiskā riska pārvaldīšana mazās ekonomikās ir sevišķi nozīmīga, ja pastāv ne-efektīvs tirgus un asimetriska informācijas pieejamība, kas rada problēmas sistēmiskā riska līmeņa noteikšanā. Turklāt mazās ekonomikās bankām ir vieglāk izvēlēties pūļa rīcību, bet banku glābšana no valsts budžeta ir fiskāli ietilpīgs pasākums.
5. Pastāvot noteiktiem priekšnosacījumiem, bankām ir optimāli izvēlēties pūļa rīcību rīkoties riskantāk, kas attiecīgi izraisa banku nozares nestabilitāti ar mērķi panākt, ka pēdējās instances aizdevējam ir jāglābj banku grupa kopumā, nevis atsevišķi kāda viena vai neviena vispār.
6. Noguldītāju un investoru iecietība pret bankām un valsts sniegtās garantijas veicina banku iniciatīvu uzņemties pārlieku risku, tai skaitā veidojot korelētu investīciju portfeli ar citām bankām.
7. Būtiskākā sistēmiskā riska veicināšana no Regulatora puses ir tā vēlme pēc vienādotām banku stratēģijām, tas ir, stresa testos labāk veicas tām bankām, kas spēj izturēt vienotus šokus ar līdzīgu kapitāla struktūru, tādejādi atturot bankas no atšķirīgu stratēģiju īstenošanas, kā arī banku spēja Regulatora uzlikto sodu uztvert kā opciju, nevis kā funkciju no izdarītā pārkāpuma apmēra.
8. Mazās valstīs banku spēcīgā lobija dēļ, politiskā cikla un politiķu zemās izpratnes dēļ ietekmēt banku regulatīvo ietvaru ir vieglāk, kā rezultātā pieaug sistēmiska notikuma riski.
9. Globālu banku meitu banku izplatība mazā, atvērta ekonomikā var negatīvi ietekmēt sistēmisko risku, jo šīs meitas bankas var nepakļauties Regulatora politikai mazināt sistēmisko risku, jo

saņem kapitāla atbalstu no mātes bankas. Vienlaikus šīs meitas bankas spēj kalpot kā donori mātes bankām sistēmiska notikuma laikā.

10. Iestājoties sistēmiskam riskam notiek ne tikai tiešais domino efekts starp bankām, kuras patiešām saista finanšu plūsma, bet informācijas domino efekta dēļ no sistēmiskā riska sekām cieš arī tieši nesaistītas bankas.
11. Sistēmiskā riska regulējumam pēc globālās finanšu krīzes ir pastiprināti pievērsta uzmanība, Eiropas līmenī izveidojot jaunas iestādes, kā arī nododot lielāku varu ECB ietekmēt ar sistēmisko risku saistītus problēmjaucējumus.
12. Baltijas valstīs kā mazās ekonomikās, kur bankas pārsvarā ir slēgtas akciju sabiedrības, klasiskie sistēmiskā riska novērtēšanas modeļi nav piemērojami.
13. Attīstoties sistēmiskā riska modelēšanai un jaunāko ideju aprobācijai, attīstās arī šo modeļu kritika un atrastie trūkumi. Populārākie modeļi kā SRISK un ΔCoVAR , lielā mērā izsaka sistemātisko risku, turklāt pirmskrīzes periodos nepietiekami novērtē sistēmisko risku.
14. Tīkla modeļi labi parāda banku savstarpējās saiknes sistēmiskā riska aspektu, kas ir viens no sarežģītāk nosakāmajiem.
15. Izmantojot banku darbības rādītāju Grendžera cēloņsakarības analīzi, ir iespējams noteikt banku savstarpējās netiešās saiknes ilgākā periodā un pierādīt puļa efekta pastāvēšanu.
16. Latvijas banku sistēma ir krietni ciešāk savā starpā saistīta nekā Igaunijas banku sistēma. Latvijas bankas savā starpā saglabā saišu ciešumu, pat, ja mainās to biznesa modeļi.
17. 2014. – 2018. gada testa periodā Igaunijā ir redzami banku mikrotīkli savā starpā dažos banku darbības rādītājos, kas liecina par dažādu darbības rādītāju izmantošanas nozīmi, lai identificētu apakšgrupas.
18. Lietuvai, kur banku skaits ir zem 10 un banku biznesa stratēģijās nav novērota spēcīga pārklāšanās, izstrādātais modelis rāda vāju banku savstarpējo netiešo saikni.
19. Latvijā skandināvu bankas atrodas sistēmas perifērijā, kamēr Igaunijā tās ir sistēmas centrā.
20. Latvijā laika gaitā mainās tās bankas, kas varētu tikt uzskatītas par sistēmiski nozīmīgām no banku savstarpējās netiešās saiknes viedokļa.
21. Skandināvu banku meitas sabiedrības ir ciešāk saistītas ar katras konkrētās valsts citām bankām, nekā savā starpā.
22. Nozīmīgu lomu atsevišķos Baltijas un Somijas banku nozaru netiešās saiknes tīklos ieņem bankas, kas darbojas pakalpojumu sniegšanas brīvības ietvaros vai ar filiāles palīdzību.
23. Atsevišķos periodos dažām bankām ir vērojams augsts nestacionāro laika rindu īpatsvars. Tas nozīmē, ka šo banku iespējamās saiknes ar citām bankām netiks identificētas. Banku sistēmās, kur banku skaits ir neliels, kā Lietuvā, šis faktors var būt šķērslis banku saiknes identificēšanā, ja no turpmākas analīzes tiek izslēgti lielākā daļa no banku rādītājiem.

24. Dažādos laika periodos mainās rādītāji, kas spēj identificēt savstarpējās netiešās saiknes. Vienlaikus atsevišķi rādītāji, kā aktīvu atdeve un kapitāla multiplikators ir nozīmīgi savstarpējās netiešās saiknes identificēšanā visos pētītajos laika periodos.
25. Izstrādātais modelis ir pielietojams arī citu nozaru uzņēmumu sistēmiskā riska savstarpējās netiešās saiknes aspekta noteikšanai.
26. Izmantojot iegūtos Baltijas valstu banku nozaru banku darbības rādītāju savstarpējo cēloņsakarību rezultātus laika periodos 2010.-2014.gads un 2014.-2018. gads, ļauj apstiprināt hipotēzi, ka Baltijas banku nozaru sistēmiskā riska aspekta – savstarpējās netiešās saiknes – novērtēšanai ir izmantojams uz banku darbības rādītāju savstarpējām cēloņsakarībām balstīts modelis.

Pamatojoties uz promocijas darba iegūtajiem rezultātiem un secinājumiem, promocijas darba autore izvirza šādus **ieteikumus**:

Latvijas Republikas, Lietuvas Republikas un Igaunijas Republikas nacionālajam **Regulatoram**:

1. Regulāri pārskatīt sistēmiskā riska novērtēšanas modeļus, papildinot tos ar zinātnes jaunākajām atziņām;
2. Vērtējot sistēmiski nozīmīgas iestādes, banku savstarpējās saiknes rādītāju papildināt ar Grendžera cēloņsakarības testa vai citu tīkla modeli, lai pilnvērtīgāk izvērtētu banku savstarpējās netiešās saiknes.
3. Ja nacionālajā banku sistēmā noris pārrobežu banku konsolidācija, tad ir nepieciešams pārskatīt esošo sistēmisko risku modeļu piemērotību jauno banku novērtēšanā un ieviest korekcijas novērtēšanā. Šīs korekcijas ir svarīgi regulāri pārskatīt.

Eiropas Banku iestādei:

4. Attīstīt banku savstarpējās netiešās saiknes noteikšanas pētniecību, lai pilnvērtīgāk spētu novērtēt sistēmiskā riska aspektus.
5. Pārskatīt sistēmiskā riska novērtēšanas kritērijus, lai tie pilnvērtīgāk iekļautu mazu, atvērtu ekonomiku problemātiku, kā, piemēram, banku heterogenitāti biznesa modeļos, reģionālo atkarību no mātes bankām vai nelielo banku skaitu.
6. Apsvērt ieviest sistēmiskā riska nodevu, kas objektīvāk stimulētu bankas izvairīties no sistēmiskā riska, nevis likt tām uzturēt kapitāla prasības;
7. Vienādot eiro zonā licencēto banku ceturkšņa finanšu pārskatos sniedzamo informāciju, tiecoties uz plašāko informācijas sniegšanu.

Latvijā un Igaunijā licencēto **banku īpašnieku pārstāvjiem un izpildvarai:**

8. Izvērtēt savas netiešās savstarpējās saiknes ar pārējām nozares bankām, un identificēt, kuras netiešās saiknes nebūtu veicināmas turpmāk, lai izvairītos no pārāk ciešas sasaistes

krīzes periodā, kas var novest pie ierobežotiem finanšu līdzekļiem, kas pieejami bankas stabilizācijai;

9. Izvērtēt reputācijas riskus no iespējamās citu banku biznesa stratēģiju “kopētāja” lomas, kas noved pie pārējo tirgus dalībnieku paaugstinātas piesardzības izvēloties veikt savstarpējus darījumus.

Noguldītājiem:

10. Noguldīšanas stratēģijā pievienot vēl vienu kritēriju – vai banka ir uzskatāma par sistēmisku un tai ir ciešas saiknes ar citām bankām, un attiecīgi pārskatīt savu noguldīšanas stratēģiju atkarībā no kopējās finanšu sistēmas stabilitātes.

Pētniekiem:

11. Ja atsevišķos periodos dažas bankas tiek izslēgtas no analīzes nestacionāru laika rindu dēļ, tad nepieciešams izvēlēties alternatīvus biznesa darbības rādītājus, kas paaugstina iegūto rezultātu objektivitāti.
12. Ievērojot, ka dažādos laika periodos signalizējošie banku darbības rādītāji mainās, nepieciešams pēc sākotnējās analīzes izmēģināt alternatīvus banku darbības rādītājus.
13. Lai novērstu izejas datu neobjektivitāti, kā, piemēram, Regulatora noteiktās dažādās minimālās rādītāju vērtības dažādām bankām, analīzē nepieciešams izmantot rādītāju pārmaiņas.

Augstskolu docētājiem:

14. Studiju kursu programmu “*Finanšu inženierija*” saturu papildināt ar sadaļu *banku nozares sistēmiskā riska novērtēšana* un izstrādāt metodiskos studiju materiālus, kuros būtu raksturoti dažāda veida sistēmiskā riska novērtēšanas modeļu pamatprincipi, sistēmiskā riska veicinošo faktoru analīze, kā arī pūļa rīcības sekas banku nozarē.

PATEICĪBAS

Vēlos izteikt pateicību Latvijas Universitātes Biznesa, vadības un ekonomikas fakultātes Finanšu un grāmatvedības nodaļas akadēmiskajam personālam un citiem darbiniekiem par atbalstu, izstrādājot promocijas darbu. Īpaša nozīme darba procesā ir bijusi darba vadītājai *Dr.oec. prof. Ramonai Rupeikai-Apogai*, kura ne tikai uzdeva pētnieciski intriģējošus jautājumus, kas veicināja darba kvalitatīvu izstrādi, bet arī sniedza nenovērtējamu atbalstu doktorantūras un promocijas darba izstrādes procesā, kas deva iespējas īstenot pētniecības ieceres.

Būtisks pavērsiens promocijas darba sekmīgai izstrādei bija Latvijas Universitātes fonda administrētās stipendijas “Timmermaņa stipendija konkurētspējas pētījumiem sociālajās zinātnēs” iegūšana. Izsaku dziļu pateicību mecenātam Eigitam Dāvim Timmermanim, kā arī LU fonda vadītājai Lailai Kundziņai par ticību promocijas darba idejai, kā arī vēlmei celt vispārējo līmeni Latvijas sociālo zinātņu telpā.

Paldies arī jāsaka manai ģimenei un draugiem, bez kuru nemitīga atbalsta un iedrošinājuma nebūtu tapis šis darbs.

IZMANTOTĀS LITERATŪRAS UN AVOTU SARAKSTS

1. Abreu, D. and Brunnermeier, M. K. (2003) 'Bubbles and Crashes in Industries', *Econometrica*, 71(1), pp. 173–204. Pieejams: <http://www.jstor.org/stable/3082044>.
2. Acharya, V. V. *et al.* (2017) 'Measuring systemic risk', *Review of Financial Studies*, 30(1), pp. 2–47. doi: 10.1093/rfs/hhw088.
3. Acharya, V. V., Engle, R. and Richardson, M. (2012) 'Capital Shortfall: A New Approach to Ranking and Regulating Systemic Risks', *American Economic Review: Papers & Proceedings*, 102(3), pp. 59–64. doi: <http://dx.doi.org/10.1257/aer.102.3.59>.
4. Acharya, V. V. and Yorulmazer, T. (2003) 'Information Contagion and Inter-Bank Correlation in a Theory of Systemic Risk', *SSRN Electronic Journal*, 44(0). doi: 10.2139/ssrn.365940.
5. Acharya, V. V. and Yorulmazer, T. (2008a) 'Cash-in-the-market pricing and optimal resolution of bank failures', *Review of Financial Studies*, 21(6), pp. 2705–2742. doi: 10.1093/rfs/hhm078.
6. Acharya, V. V. and Yorulmazer, T. (2008b) 'Information Contagion and Bank Herding', *Journal of Money, Credit and Banking*, 40(1), pp. 215–231. Pieejams: <https://www.jstor.org/stable/25096246> Accessed:17.02.2017.
7. Acharya, V. V (2009) 'A theory of systemic risk and design of prudential bank regulation', *Journal of Financial Stability*, 5, pp. 224–255. doi: 10.1016/j.jfs.2009.02.001.
8. Acharya, V. V and Thakor, A. V (2016) 'The dark side of liquidity creation : Leverage and systemic risk', *Journal of Financial Intermediation*. Elsevier Inc., 28, pp. 4–21. doi: 10.1016/j.jfi.2016.08.004.
9. Acharya, V. V and Yorulmazer, T. (2002) *Information Contagion and Inter-Bank Correlation in a Theory Of Systemic Risk*, SSRN. London. doi: 10.2139/ssrn.365940.
10. Adhikari, B. K. and Agrawal, A. (2016) 'Does local religiosity matter for bank risk-taking?', *Journal of Corporate Finance*. Elsevier B.V., 38, pp. 272–293. doi: 10.1016/j.jcorpfin.2016.01.009.
11. Adrian, T. and Brunnermeier, M. (2014) 'CoVaR', *Federal Reserve Bank of New York Staff Reports*, (September). Pieejams: <http://www.nber.org/papers/w17454>.
12. Adrian, T. and Brunnermeier, M. K. (2016) 'CoVaR', *American Economic Review*, 106(7), pp. 1705–1741. doi: <http://dx.doi.org/10.1257/aer.20120555>.
13. Aikman, D. *et al.* (2010) *Funding Liquidity Risk in a Quantitative Model of Systemic Stability*. 555. Santiago. Pieejams: http://si2.bcentral.cl/public/pdf/banca-central/pdf/v15/Vol15_371-410.pdf.
14. Akkoyun, H. C., Karasahin, R. and Keles, G. (2013) 'Systemic Risk Contribution of Individual Banks', *Central Bank Review*, 13, pp. 5–23.
15. Aldasoro, I., Gatti, D. D. and Faia, E. (2015) 'Bank Networks: Contagion, Systemic Risk and Prudential Policy', *CEPR Discussion Paper No. 10540*, (597). doi: 10.1016/S1043-2760(97)84344-5.

16. Allen, F. *et al.* (2011) *Cross-Border Banking in Europe : Implications for Financial Stability and Macroeconomic Policies*. London: Centre for Economic Policy Research. Pieejams: https://voxeu.org/sites/default/files/file/cross-border_banking.pdf.
17. Allen, F., Babus, A. and Carletti, E. (2010) 'Financial connections and systemic risk', *European University Institute Working papers*, (ECO 2010/26), p. 37. ISSN 1725-6704.
18. Allen, F. and Gale, D. (2000) 'Financial Contagion', *Journal Of Political Economy*, 108(1), pp. 1–33.
19. Allen, F. and Gale, D. (2006) 'Systemic Risk and Regulation', *Wharton Financial Institutions Center Working Paper*, pp. 1–35. Pieejams: <http://fic.wharton.upenn.edu/fic/papers/05/0524.pdf%5Cnpapers2://publication/uuid/CB51372C-1C43-4DE8-98BD-2272041B43FA>.
20. Andries, A. M., Melnic, F. and Nistor, S. (2018) 'Effects of Macroprudential Policy on Systemic Risk and Bank Risk Taking', *Czech Journal of Economics and Finance*, 3, pp. 202–244. doi: 10.2139/ssrn.3021278.
21. Asimit, A. V. and Li, J. (2018) 'Systemic risk: An asymptotic evaluation', *ASTIN Bulletin*, 48(2), pp. 673–698. doi: 10.1017/asb.2017.38.
22. Avgouleas, E. and Cullen, J. (2014) 'Excessive Leverage and Bankers Pay: Governance and Financial Stability Costs of a Symbiotic Relationship', *SSRN Electronic Journal*, pp. 1–46. doi: 10.2139/ssrn.2412869.
23. Azim, N. H., Subki, A. and Yusof, Z. N. B. (2018) *Abiotic stresses induce total phenolic, total flavonoid and antioxidant properties in Malaysian indigenous microalgae and cyanobacterium*. 8th, Globa edn, *Malaysian Journal of Microbiology*. 8th, Globa edn. Essex: Person Education Limited. doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.
24. Backstrom, D. (2019) *Finnish banking in 2018*. Pieejams: <https://www.finanssiala.fi/en/material/FFI-Finnish-Banking-in-2018.pdf>.
25. Baele, L. *et al.* (2015) 'Model uncertainty and systematic risk in US banking', *Journal of Banking and Finance*. Elsevier B.V., 53, pp. 49–66. doi: 10.1016/j.jbankfin.2014.11.012.
26. Bank for International Settlements (2003) *A glossary of terms used in payments and settlement systems*. doi: ISBN 92-9197-133-2 (online).
27. Bank for International Settlements (BIS) (2011) *81st Annual Report*. Basel: Bank for International Settlements. Pieejams: <https://www.bis.org/publ/arpdf/ar2011e.pdf>.
28. *Banking sector* (2019) *Lietuvos Bankas*. Pieejams: <https://www.lb.lt/en/fs-banks>.
29. Banulescu, G. D. and Dumitrescu, E. I. (2015) 'Which are the SIFIs? A Component Expected Shortfall approach to systemic risk', *Journal of Banking and Finance*. Elsevier B.V., 50, pp. 575–588. doi: 10.1016/j.jbankfin.2014.01.037.

30. Basel Committee on Banking Supervision (2014) *Progress report on implementation of the Basel regulatory framework*. Pieejams: <https://www.bis.org/publ/bcbs281.pdf>.
31. Basel Committee on Banking Supervision (2018) *Global systemically important banks: updated assessment methodology and the higher loss absorbency requirement*. Pieejams: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d445.pdf>.
32. Battaglia, F. and Gallo, A. (2017) ‘Strong boards, ownership concentration and EU banks’ systemic risk-taking: Evidence from the financial crisis’, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 46, pp. 128–146. doi: 10.1016/j.intfin.2016.08.002.
33. Battiston, S., D’Errico, M. and Gurciullo, S. (2016) ‘DebtRank and the network of leverage’, *Journal of Private Equity*, Vol. 18(No. 4), pp. 68–81. doi: 10.3905/jpe.2016.20.1.058.
34. Beck, T., De Jonghe, O. and Schepens, G. (2013) ‘Bank competition and stability: Cross-country heterogeneity’, *Journal of Financial Intermediation*, 22(2), pp. 218–244. doi: 10.1016/j.jfi.2012.07.001.
35. Begley, T. A., Purnanandam, A. K. and Zheng, K. (2015) *The Strategic Under-Reporting of Bank Risk*. Pieejams: <http://ssrn.com/abstract=2532623>.
36. Benoit, S. *et al.* (2017) ‘Where the Risks Lie: A Survey on Systemic Risk’, *Review of Finance*, 21(1), pp. 109–152. doi: 10.1093/rof/rfw026.
37. Benoit, S., Hurlin, C. and Perignon, C. (2019) ‘Pitfalls in Systemic-Risk Scoring’, *Journal of Financial Intermediation*, 38, pp. 19–44. doi: 10.1016/j.jfi.2018.05.004.
38. Berger, A. N., Roman, R. A. and Sedunov, J. (2017) ‘Do Bank Bailouts Reduce or Increase Systemic Risk? The Effects of TARP on Financial System Stability’, *SSRN*, pp. 1–69. doi: 10.2139/ssrn.2844817.
39. Biase, P. Di and D’Apolito, E. (2012) ‘The Determinants of Systematic Risk in the Italian Banking System: A Cross-Sectional Time Series Analysis’, *International Journal of Economics and Finance*, 4(11), pp. 152–164. doi: 10.5539/ijef.v4n11p152.
40. Billio, M. *et al.* (2012) ‘Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors’, *Journal of Financial Economics*. Elsevier, 104(3), pp. 535–559. doi: 10.1016/j.jfineco.2011.12.010.
41. Billio, M. *et al.* (2016) ‘An entropy-based early warning indicator for systemic risk’, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*. Elsevier B.V., 45, pp. 42–59. doi: 10.1016/j.intfin.2016.05.008.
42. BIS (2019) *Overview: About BIS*. Pieejams: <https://www.bis.org/about/index.htm?l=2&m=1%7C1>.
43. Bisias, D. *et al.* (2012) ‘A survey of systemic risk analytics’, *Annual Review of Financial Economics*, 4(1), pp. 255–296. doi: 10.1146/annurev-financial-110311-101754.
44. Black, L. *et al.* (2016) ‘The systemic risk of European banks during the financial and sovereign debt

- crises', *Journal of Banking and Finance*. Elsevier B.V., 63, pp. 107–125. doi: 10.1016/j.jbankfin.2015.09.007.
45. Blancher, N. R. *et al.* (2013) 'Systemic Risk Monitoring ("SysMo") Toolkit—A User Guide', *IMF Working Papers*, 13(168), p. i. doi: 10.5089/9781484383438.001.
46. Bloomberg News (2015) *MetLife plans to sue to overturn Dodd-Frank systemic-risk label*, *Investment News*. Pieejams: <https://www.investmentnews.com/metlife-plans-to-sue-to-overturn-dodd-frank-systemic-risk-label-60501> (Accessed: 12 May 2020).
47. Bosma, J. J. (2016) 'Dueling policies: Why systemic risk taxation can fail', *European Economic Review*. Elsevier, 87, pp. 132–147. doi: 10.1016/j.euroecorev.2016.05.002.
48. Brooks, C. (2008) *Introductory Econometrics for Finance*. Fifth prin. Cambridge: Cambridge University Press.
49. Brownlees, C. and Engle, R. F. (2017) 'SRISK : A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk', *The Review of Financial Studies*, 30(1), pp. 48–79. doi: 10.1093/rfs/hhw060.
50. Bruce Ho, C.-T. and Dash Wu, D. (2009) 'Online banking performance evaluation using data envelopment analysis and principal component analysis', *Computers & Operations Research*, 36(6), pp. 1835–1842. doi: 10.1016/j.cor.2008.05.008.
51. Brunnermeier, M. K. and Cheridito, P. (2019) 'Measuring and Allocating Systemic Risk', *Risks*, 7(46), pp. 1–19. doi: 10.3390/risks7020046.
52. Cai, J. (2020) 'Bank Herding and Systemic Risk', *SSRN Electronic Journal*, (April). doi: 10.2139/ssrn.3503952.
53. Cai, J., Saunders, A. and Steffen, S. (2018) 'Syndication , Interconnectedness, and Systemic Risk', *Journal of Financial Stability*, 34, pp. 105–120. doi: 10.1016/j.jfs.2017.12.005.
54. Canbas, S., Cabuk, A. and Kilic, S. B. (2005) 'Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: The Turkish case', *European Journal of Operational Research*, 166(2), pp. 528–546. doi: 10.1016/j.ejor.2004.03.023.
55. Chen, K. H. and Khashanah, K. (2016) 'Analysis of systemic risk: A vine copula-based ARMA-GARCH model', *Engineering Letters*, 24(3), pp. 268–273.
56. Čičinskas, J. and Šadžius, L. (2006) 'Evolution of the Banking System in Lithuania: From State-owned Mono-Banks to a Modern Banking System (1988 – 2004)', *Ekonomika*, pp. 7–20.
57. Co-Pierre, G. (2011) *Regulation - What Way Forward ?*, *Working Papers on Global Financial Markets*. Pieejams: <http://hdl.handle.net/10419/94477%0AStandard-Nutzungsbedingungen>:
58. Colletaz, G., Levieuge, G. and Popescu, A. (2018) 'Monetary policy and long-run systemic risk-taking', *Journal of Economic Dynamics and Control*. Elsevier B.V., 86, pp. 165–184. doi: 10.1016/j.jedc.2017.11.001.
59. Danielsson, J. *et al.* (2016a) 'Can We Prove a Bank Guilty of Creating Systemic Risk? A Minority

- Report', *Journal of Money, Credit and Banking*, 48(4), pp. 795–812. doi: <https://doi.org/10.1111/jmcb.12318>.
60. Danielsson, J. *et al.* (2016b) 'Model risk of risk models', *Journal of Financial Stability*. Elsevier B.V., 23, pp. 79–91. doi: 10.1016/j.jfs.2016.02.002.
61. Danske bank (2019) „*Danske Bank*“ *nebeteiks bankininkystės paslaugų Baltijos šalyse ir Rusijoje*. Pieejams: <https://danskebank.lt/apie-banka/naujienos/2019/danske-bank-nebeteiks-bankininkystes-paslaugu-baltijos-salyse-ir-rusijoje>.
62. Davidson, R. and Mackinnon, J. G. (2004) *Econometric Theory and Methods*. Global Edi. New York: Oxford University Press.
63. Deardorff, A. V. (2016) *Deardorffs' Glossary of International Economics*. Pieejams: <http://www-personal.umich.edu/~alandear/glossary/s.html>.
64. Dell'Ariccia, G. and Ratnovski, L. (2013) 'Bailouts and Systemic Insurance', *IMF Working Paper*, WP/13/233, pp. 1–27.
65. Delpini, D. *et al.* (2019) 'Systemic risk from investment similarities', *PLoS ONE*, 14(5), pp. 1–16. doi: 10.1371/journal.pone.0217141.
66. Demekas, D. G. (2017) 'Stress tests as a systemic risk assessment tool', *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, 10(1), pp. 36–44.
67. Derbali, A. and Hallara, S. (2016) 'Measuring systemic risk of Greek banks: New approach by using the epidemic model "SEIR"', *Cogent Business and Management*. Cogent, 3, pp. 1–31. doi: 10.1080/23311975.2016.1153864.
68. Diamond, D. W. and Dybvig, P. H. (1983) 'Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity', *Journal of Political Economy*, 91(3), pp. 401–419. Pieejams: <http://www.jstor.org/stable/1837095>.
69. Diamond, D. W. and Rajan, R. G. (2011) 'Fear of fire sales, illiquidity seeking, and credit freezes', *Quarterly Journal of Economics*, 126(2), pp. 557–591. doi: 10.1093/qje/qjr012.
70. Dijkman, M. (2010) 'A Framework for Assessing Systemic Risk', *World Bank Policy Research Working Papers*, (5282), p. 30. Pieejams: <http://documents.worldbank.org/curated/en/977141468335685243/pdf/WPS5282.pdf>.
71. Directive 2013/36/EU (2013) 'Directive 2013/36/EU of the European Parliament and of the Council of 26 June 2013 on access to the activity of credit institutions and the prudential supervision of credit institutions and investment firms, amending Directive 2002/87/EC and repealing Dir'. Brussels: Official Journal of the European Union. European Parliament and the Council. Pieejams: <http://data.europa.eu/eli/dir/2013/36/oj>.
72. *Dodd-Frank Wall Street Reform and Consumer Protection Act* (2010) *US 111th Congress*. US Congress. doi: 10.2139/ssrn.1357452.
73. Drehmann, M. and Tarashev, N. (2013) 'Measuring the systemic importance of interconnected

- banks', *Journal of Financial Intermediation*. Elsevier Inc., 22(4), pp. 586–607. doi: 10.1016/j.jfi.2013.08.001.
74. ECB takes over direct supervision of AS PNB Banka in Latvia (2019) *European Central Bank*. Pieejams: <https://www.bankingsupervision.europa.eu/press/pr/date/2019/html/ssm.pr190311~24201e56e0.en.html> (Accessed: 16 November 2019).
75. Eiropas Banku iestāde (2014) *Pamatnostādnes par kritērijiem, lai noteiktu Direktīvas 2013/36/ES (KPD) 131. panta 3. punkta piemērošanas nosacījumus saistībā ar citām sistēmiski nozīmīgām iestādēm (C-SNI)*. Eiropas Banku iestāde. Pieejams: https://eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/1045622/71799b34-fe51-481b-a24f-d3d66098435a/EBA-GL-2014-10_LV_GL_on_O-siis.pdf?retry=1.
76. *Eiropas Parlamenta un Padomes Regula (ES) 2019/876 (2019. gada 20. maijs), ar ko groza Regulu (ES) Nr. 575/2013 attiecībā uz sviras rādītāju, neto stabila finansējuma rādītāju, prasībām pašu kapitālam un atbilstīgajām saistībām, darījuma partnera kredītri* (2019). Eiropas Parlaments un Eiropas Padome.
77. Espinosa-Vega, M. *et al.* (2011) *Systemic Risk and Optimal Regulatory Architecture, International Monetary Fund - Working Paper*. WP/11/193.
78. European Banking Authority (2019) *Missions and tasks*. Pieejams: <https://www.eba.europa.eu/about-us/missions-and-tasks>.
79. European Central Bank (2010) *Recent advances in modelling systemic risk using network analysis*. Pieejams: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/modellingsystemicrisk012010en.pdf>.
80. European Central Bank (2018) *Key ECB interest rates*. Pieejams: https://www.ecb.europa.eu/stats/policy_and_exchange_rates/key_ecb_interest_rates/html/index.en.html.
81. European Central Bank (2021) *Pillar 2 Requirement (P2R)*. Pieejams: https://www.bankingsupervision.europa.eu/banking/srep/srep_2019/html/p2r.en.html.
82. European Parliament (2010) *No 1093/2010 establishing a European Supervisory Authority (European Banking Authority), amending Decision No 716/2009/EC and repealing Commission Decision 2009/78/EC*. Strasbourg: European Parliament and Council. Pieejams: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:32010R1093&from=EN>.
83. Fama, E. (1965) 'The Behavior of Stock-Market Prices', *Journal of Business*, 38(1), pp. 34–105. Pieejams: <http://www.jstor.org/stable/2350752>.
84. Fang, H. *et al.* (2019) 'Motivations for Loan Herding by Chinese Banks and Its Impact on Bank Performance', *China and World Economy*, 27(4), pp. 29–52. doi: 10.1111/cwe.12285.
85. Feinstein, Z., Rudloff, B. and Weber, S. (2017) 'Measures of Systemic Risk', *SIAM Journal on*

- Financial Mathematics*, 8(1), pp. 672–708. doi: 10.1137/16m1066087.
86. Financial and Capital Market Commission (2020) *FKTK - Market - Credit institutions - Banks*. Pieejams: <https://www.fktk.lv/tirgus-dalibnieki/kreditiestades/bankas/?l=1> (Accessed: 21 April 2020).
87. Financial Stability Board (2015) ‘Global Shadow Banking Monitoring Report 2015’, (November), pp. 1–59. Pieejams: <http://www.fsb.org/wp-content/uploads/global-shadow-banking-monitoring-report-2015.pdf>.
88. *Finanšu un kapitāla tirgus izdotie noteikumi* (2018) *Latvijas Republikas tiesību akti*. Pieejams: <https://likumi.lv/ta/veids/finansu-un-kapitala-tirgus-komisija/noteikumi>.
89. Finanšu un kapitāla tirgus komisija (2015) *Par citu sistēmiski nozīmīgu iestāžu identificēšanu*. Rīga: Finanšu un kapitāla tirgus komisija. Pieejams: <https://likumi.lv/ta/id/278964-par-citu-sistemiski-nozimigu-iestazu-identificesanu>.
90. Finanšu un kapitāla tirgus komisija (2016) *Par citu sistēmiski nozīmīgu iestāžu identificēšanu un citas sistēmiski nozīmīgas iestādes kapitāla rezerves normas noteikšanu*. Rīga: Finanšu un kapitāla tirgus komisija. Pieejams: <https://likumi.lv/ta/id/285793-par-citu-sistemiski-nozimigu-iestazu-identificesanu-un-citas-sistemiski-nozimigas-iestades-kapitala-rezerves-normas-noteikšanu>.
91. Finanšu un kapitāla tirgus komisija (2017) *Par citu sistēmiski nozīmīgu iestāžu identificēšanu un citas sistēmiski nozīmīgas iestādes kapitāla rezerves normas noteikšanu*. Rīga: Finanšu un kapitāla tirgus komisija. Pieejams: <https://likumi.lv/ta/id/294820-par-citu-sistemiski-nozimigu-iestazu-identificesanu-un-citas-sistemiski-nozimigas-iestades-kapitala-rezerves-normas-noteikšanu>.
92. Finanšu un kapitāla tirgus komisija (2018) *Par citu sistēmiski nozīmīgu iestāžu identificēšanu un citas sistēmiski nozīmīgas iestādes kapitāla rezerves normas noteikšanu*. Rīga: Finanšu un kapitāla tirgus komisija. Pieejams: <https://likumi.lv/ta/id/303365-par-citu-sistemiski-nozimigu-iestazu-identificesanu-un-citas-sistemiski-nozimigas-iestades-kapitala-rezerves-normas-noteikšanu>.
93. Finanšu un kapitāla tirgus komisija (2019) *Par citu sistēmiski nozīmīgu iestāžu identificēšanu un citas sistēmiski nozīmīgas iestādes kapitāla rezerves normas noteikšanu*. Rīga: Finanšu un kapitāla tirgus komisija. Pieejams: <https://www.vestnesis.lv/op/2019/247.5>.
94. Fiordelisi, F., Marques-Ibanez, D. and Molyneux, P. (2011) ‘Efficiency and risk in European banking’, *Journal of Banking and Finance*, 35(5), pp. 1315–1326. doi: 10.1016/j.jbankfin.2010.10.005.
95. FKTK (2009) *Likviditātes prasību, to izpildes kārtības un likviditātes riska pārvaldīšanas normatīvie noteikumi*. Rīga: Finanšu un kapitāla tirgus komisija. Pieejams: <https://likumi.lv/doc.php?id=203169>.
96. FKTK (2019) *FKTK iesniedz tiesā AS “ PNB Banka ” maksātnespējas pieteikumu*. Pieejams: <https://www.fktk.lv/jaunumi/pazinojumi-medijiem/fktk-iesniedz-tiesa-as-pnb-banka->

maksatnespejas-pieteikumu/ (Accessed: 29 March 2020).

97. Friedman, S. and Gokhale, N. (2019) *Pursuing cybersecurity maturity at financial institutions*. Pieejams: https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/ec/Documents/financial-services/DI_Pursuing-cybersecurity-maturity-at-financial-institutions.pdf.
98. Gandy, A. and Veraart, L. A. M. (2017) 'A Bayesian Methodology for Systemic Risk Assessment in Financial Networks', *Management Science*, 63(12), pp. 3999–4446. doi: 10.1287/mnsc.2016.2546.
99. Garratt, R. J., Mahadeva, L. and Svirydzenka, K. (2011) 'Mapping systemic risk in the international banking network banking network', *Bank of England Working Paper*, (No.413), pp. 1–41. doi: 10.2139/ssrn.1786571.
100. Garratt, R. J., Webber, L. and Willison, M. (2012) *Using Shapley's asymmetric power index to measure banks' contributions to systemic risk*. 468. London. doi: 10.2139/ssrn.2167335.
101. *Germany 1-Year Bond Yield (2020)* *Investing.com*. Pieejams: <https://www.investing.com/rates-bonds/germany-1-year-bond-yield-streaming-chart>.
102. Giraldo, M. (2012) 'Banks' Incentives to Over-herd', *Journal of Governance and Regulation*, 1(2), pp. 86–91. Pieejams: http://www.virtusinterpress.org/IMG/pdf/JGR__Volume_1_Issue_2_2012_-2.pdf#page=84.
103. Granger, C. W. J. (1969) 'Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods', *Econometrica*, 37(3), pp. 424–438. doi: 10.2307/1912791.
104. Gray, J. (2016) 'Lawyers and systemic risk in finance: Could (and should) the legal profession contribute to macroprudential regulation?', *Legal Ethics*, 19(1), pp. 122–144. doi: 10.1080/1460728x.2016.1189115.
105. Gudelytė, L. and Navickienė, O. (2013) 'MODELLING OF SYSTEMIC RISK OF BANKING SECTOR', *Social Technologies*, 3(2), pp. 359–371. doi: 10.13165/ST-13-3-2-09.
106. Guerra, S. M. *et al.* (2013) 'Systemic Risk Measures', *Working Paper Series. Banco Central do Brasil*, (321), pp. 1–20.
107. Guntay, L. and Kupiec, P. (2014) 'Taking the risk out of systemic risk measurement I', *SSRN Electronic Journal*, pp. 1–37. doi: 10.2139/ssrn.2375236.
108. Haider, M. J. *et al.* (2017) 'Exploring Systemic Risk of Chinese SIFIs Using a Simplified SRISK Model', *Revista Brasileira de Finanças*, 15(3), pp. 469–509.
109. Haiss, P. (2010) 'Bank Herding and Incentive Systems as Catalysts for the Financial Crisis', *IUP Journal of Behavioral Finance*, 7(July), pp. 30–58.
110. Hayes, A. (2019) *Type II Error*, *Investopedia*. Pieejams: <https://www.investopedia.com/terms/t/type-ii-error.asp>.
111. Henderson, M. T. and Spindler, J. C. (2017) 'Taking Systemic Risk Seriously in Financial

- Regulation', *Indiana Law Journal*, 92(4), pp. 1559–1613.
112. Heo, Y. (2019) 'The Impact of Bank Herding on Systemic Risk', *SSRN Electronic Journal*, p. 45. doi: 10.2139/ssrn.3366128.
 113. Herger, N. (2008) *Explaining bank failures in the United States: The role of self-fulfilling prophecies, systemic risk, banking regulation, and contagion*. 08.04. Pieejams: <http://hdl.handle.net/10419/128055>.
 114. Huang, X., Zhou, H. and Zhu, H. (2009) 'A framework for assessing the systemic risk of major financial institutions', *Journal of Banking & Finance*, 33(11), pp. 2036–2049. doi: 10.1016/j.jbankfin.2009.05.017.
 115. Huang, X., Zhou, H. and Zhu, H. (2012) 'Assessing the systemic risk of a heterogeneous portfolio of banks during the recent financial crisis', *Journal of Financial Stability*, 8(3), pp. 193–205. doi: 10.1016/j.jfs.2011.10.004.
 116. Hull, J. C. (2012) *Options, Futures, And Other Derivatives*. 8th edn. Essex: Pearson Education Limited.
 117. International Monetary Fund, Bank for International Settlements and Financial Stability Board (2009) *Guidance to Assess the Systemic Importance of Financial Institutions, Markets and Instruments: Initial Considerations, Report to the G-20 Finance Ministers and Central Bank Governors*. Pieejams: <https://www.imf.org/external/np/g20/pdf/100109.pdf>.
 118. Iyer, R. and Peydró, J. (2011) 'Interbank Contagion at Work: Evidence from a Natural Experiment', *The Review of Financial Studies*, 24(4), pp. 1337–1377. doi: 10.1093/rfs/hhpl05.
 119. Jobst, A. A. (2012) 'Measuring Systemic Risk-Adjusted Liquidity (SRL) - A Model Approach', *Journal of Banking & Finance*, 45, pp. 270–287. doi: 10.2139/ssrn.2242696.
 120. De Jonghe, O. (2010) 'Back to the basics in banking? A micro-analysis of banking system stability', *Journal of Financial Intermediation*. Elsevier Inc., 19(3), pp. 387–417. doi: 10.1016/j.jfi.2009.04.001.
 121. Karkowska, R. (2015) 'What kind of systemic risks do we face in the European banking sector? The approach of CoVaR measure', *Folia Oeconomica Stetinensia*, pp. 114–124. doi: 10.1515/fofi-2015-0017.
 122. Karkowska, R. and Kravchuk, I. (2019) 'Identification of global systemically important stock exchanges', *Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy*, 14(1), pp. 31–51. doi: 10.24136/eq.2019.002.
 123. Karmakar, M. and Shukla, G. K. (2015) 'Managing extreme risk in some major stock markets: An extreme value approach', *International Review of Economics and Finance*. Elsevier Inc., 35, pp. 1–25. doi: 10.1016/j.iref.2014.09.001.
 124. Karolyi, G. A., Sedunov, J. and Taboada, A. G. (2017) 'Cross-Border Bank Flows and

- Systemic Risk', *Ssrn*, pp. 1–60. doi: 10.2139/ssrn.2938544.
125. Kenton, W. (2019) *Type I Error*, *Investopedia*. Pieejams: https://www.investopedia.com/terms/t/type_1_error.asp.
 126. Kenton, W. and Murphy, C. B. (2018) *Liquidity Coverage Ratio – LCR*, *Investopedia*. Pieejams: <https://www.investopedia.com/terms/l/liquidity-coverage-ratio.asp>.
 127. Kiff, J. *et al.* (2009) 'Credit Derivatives: Systemic Risk and Policy Options', *IMF Working Paper*, (WP/09/254), pp. 1–36.
 128. Kleinow, J., Horsch, A. and Garcia-Molina, M. (2017) 'Factors driving systemic risk of banks in Latin America', *Journal of Economics and Finance*, 41, pp. 211–234. doi: 10.1007/s12197-015-9341-7.
 129. Koch, S. *et al.* (2017) *Bringing Basel IV into focus*, *McKinsey & Company*. Pieejams: <https://www.mckinsey.com/business-functions/risk/our-insights/bringing-basel-iv-into-focus> (Accessed: 30 June 2019).
 130. Kubiszewska, K. (2017) 'Banking concentration in the Baltic and Western Balkan states — selected issues', *Oeconomia copernicana*, 8(1), pp. 65–82. doi: 10.24136/oc.v8i1.5.
 131. Kuziak, K. (2016) 'Assessing systemic risk with Beta approach', *Transformations in Business and Economics*, 15(2A), pp. 305–315.
 132. Laeven, L., Ratnovski, L. and Tong, H. (2016) 'Bank size, capital, and systemic risk: Some international evidence', *Journal of Banking and Finance*. Elsevier B.V., 69, pp. S25–S34. doi: 10.1016/j.jbankfin.2015.06.022.
 133. Laeven, L. and Valencia, F. (2012) 'Systemic Banking Crises Data base: An Update', *IMF Working paper*, 12(163), pp. 1–32. doi: 10.1057/imfer.2013.12.
 134. Langfield, S. and Pagano, M. (2016) 'Bank bias in Europe: Effects on systemic risk and growth', *Economic Policy*, 31(85), pp. 53–106. doi: 10.1093/epolic/eiv019.
 135. Lau, J. (2011) 'Fat Tails and Their (Un) happy Endings: Correlation Bias and Its Implications for Systemic Risk and Prudential Regulation (EPub)', *IMF Working Paper*, 11(WP/11/82), pp. 1–22.
 136. van de Leur, M. C. W., Lucas, A. and Seeger, N. J. (2017) 'Network, market, and book-based systemic risk rankings', *Journal of Banking and Finance*. Elsevier B.V., 78, pp. 84–90. doi: 10.1016/j.jbankfin.2017.02.003.
 137. Liberto, D. (2019) *Level 3 Assets*, *Investopedia*. Pieejams: https://www.investopedia.com/terms/l/level3_assets.asp.
 138. Lietuvos Bankas (2020) *Consumer credit providers*. Pieejams: <https://www.lb.lt/en/consumer-credit-providers-1> (Accessed: 19 April 2020).
 139. Lindeberg, R. (2018) 'Goldman Event Is Latest to Raise Questions on Riksbank Openness',

- Bloomberg Economics*, pp. 1–5. Pieejams: <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-08-26/finance-elite-among-privileged-circle-at-closed-riksbank-events>.
140. *List of Banks in Estonia* (2019) *Bank Directory*. Pieejams: <https://thebanks.eu/banks-by-country/Estonia>.
141. Liuhto, K. *et al.* (2007) ‘Organizational and sectoral changes in transition banking : Estonian experience’, *Trames Journal of the Humanities and Social Sciences*, 11(61/56)(2), pp. 155–172. Pieejams: https://www.academia.edu/30027564/Organizational_and_sectoral_changes_in_transition_banking_Estonian_experience.
142. Löffler, G. and Raupach, P. (2018) ‘Pitfalls in the Use of Systemic Risk Measures’, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 53(1), pp. 269–298. doi: 10.1017/S0022109017001041.
143. Lund-Jensen, K. (2012) ‘Monitoring Systemic Risk Based on Dynamic Thresholds’, *IMF Working Paper*, WP/12/159, pp. 1–36.
144. Manly, B. F. and Alberto, J. A. N. (2017) *Multivariate Statistical Methods: A Primer*. Boca Raton: CRC Press 2017.
145. Marimoutou, V., Raggad, B. and Trabelsi, A. (2009) ‘Extreme Value Theory and Value at Risk: Application to oil market’, *Energy Economics*. Elsevier B.V., 31(4), pp. 519–530. doi: 10.1016/j.eneco.2009.02.005.
146. Markevičius, J. (2018) ‘Overview of Lithuania’s Banking Sector Sustainability in the Post-Crisis Environment’, *Lietuvos Bankas Occasional Paper Series*, 21, pp. 1–39. Pieejams: <https://ideas.repec.org/p/lie/opaper/21.html>.
147. Mažylis, L. and Unikaite-Jakuntavičienė, I. (2014) ‘Banking System Stability and Public Security : the Cases of the Collapse of the Commercial Banks “ Snoras ” and “ Ūkio bankas ” in Lithuania’, *Lithuanian Annual Strategic Review*, 12, pp. 275–298. doi: 10.2478/lasr-2014-0012.
148. Mezei, J. and Sarlin, P. (2018) ‘RiskRank: Measuring interconnected risk’, *Economic Modelling*, 68, pp. 41–50. doi: 10.1016/j.econmod.2017.04.016.
149. de Mooij, R. A. and Hebous, S. (2017) ‘Curbing Corporate Debt Bias : Do Limitations to Interest Deductibility Work ?’, *IMF Working Paper Fiscal Affairs Department*, (WP/17/22), pp. 1–20.
150. Musmeci, N. *et al.* (2013) ‘Bootstrapping Topological Properties and Systemic Risk of Complex Networks Using the Fitness Model’, *Journal of Statistical Physics*, 151, pp. 720–734. doi: 10.1007/s10955-013-0720-1.
151. Nichols, C. D., Wahlen, J. M. and Wieland, M. M. (2009) ‘Publicly traded versus privately held : implications for conditional conservatism in bank accounting’, *Review of Accounting Studies*, 14(1), pp. 88–122. doi: 10.1007/s11142-008-9082-3.

152. Nicolo, G. De and Kwast, M. L. (2002) 'Systemic risk and financial consolidation : Are they related?', *Journal of Banking & Finance*, 26, pp. 861–880.
153. Njorkas Universitātes Sterna institūts (2019) *Systemic Risk Analysis (Global Dynamic MES) of World Financials*. Pieejams: <https://vlab.stern.nyu.edu/analysis/RISK.WORLDFIN-MR.GMES>
154. Oet, M. V. *et al.* (2013) 'SAFE: An early warning system for systemic banking risk', *Journal of Banking and Finance*. Elsevier B.V., 37(11), pp. 4510–4533. doi: 10.1016/j.jbankfin.2013.02.016.
155. Ong, L. L., Jeasakul, P. and Kwoh, S. (2013) 'HEAT! A Bank Health Assessment Tool', *International Monetary Fund*, p. 21. doi: 10.5089/9781484385227.001.
156. Paddrik, M. E., Anderson, H. and Wang, J. J. (2019) 'Bank Networks and Systemic Risk: Evidence from the National Banking Acts', *SSRN*, (December), pp. 1–57. doi: 10.2139/ssrn.2938580.
157. Pagano, M. S. and Sedunov, J. (2016) 'A comprehensive approach to measuring the relation between systemic risk exposure and sovereign debt', *Journal of Financial Stability*. Elsevier B.V., 23, pp. 62–78. doi: 10.1016/j.jfs.2016.02.001.
158. Pan, G., Guo, J. and Jing, Q. (2016) 'THE RELATIONSHIP BETWEEN INSURANCE INDUSTRY AND BANKING SECTOR IN CHINA: ASYMMETRIC GRANGER CAUSALITY TEST', *Romanian Journal of Economic Forecasting*, XIX(2), pp. 114–127.
159. Perez, W. (2017) 'The Home Mortgage Interest Tax Deduction', *the balance*, pp. 1–9. Pieejams: <https://www.thebalance.com/home-mortgage-interest-tax-deduction-3192984>.
160. Petrovska, K. (2017) 'Causes and Consequences of Systemic Risk in Relation to Latvia', in *New Challenges of Economic and Business Development - 2017: Digital Economy*. Riga: University of Latvia, pp. 387–396. doi: WOS:000431393400042.
161. Petrovska, K. (2018) 'An Alternative For Detecting Systemic Risk in the Banking Sector. Principal Components Approach', in *New Challenges of Economic and Business Development 2018*. Riga: Faculty of Business, Management and Economics, University of Latvia, pp. 511–519. Pieejams: https://www.bvef.lu.lv/fileadmin/user_upload/lu_portal/projekti/evf_conf2018/Proceedings_2018.pdf.
162. Petrovska, K. (2019) 'Testing for Interconnectedness as a Proxy for Systemic Risk in Unlisted Banking Market', in *Proceedings of FEB Zagreb 10th International Odyssey Conference on Economics and Business*. Zagreb: University of Zagreb, pp. 474–484. doi: <https://doi.org/10.22598/odyssey>.
163. Petrovska, K. and Bojāre, K. (2018) 'Why Banks Choose to Take Excessive Risk That Leads

- to Dangerous Outcomes?', *Journal of Economics and Management Research*, 7, pp. 6–25. doi: <http://doi.org/10.22364/jemr.7.01>.
164. Petrovska, K. and Rupeika-Apoga, R. (2017) 'Qualitative and Quantitative Assessment of Systemic Risk in Latvia', in *9th International Conference and Summer School 'Economic Challenges in Enlarged Europe'*. Tallinn: Tallinn University of Technology, pp. 1–14. Pieejams: CD-ROM.
165. Peydro, J. L., Laeven, L. and Freixas, X. (2015) *Systemic risk, Crises and macroprudential regulation*, MIT press. doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.
166. Pflug, G. C. and Pichler, A. (2018) 'Systemic risk and copula models', *Central European Journal of Operations Research*. Springer Berlin Heidelberg, 26, pp. 465–483. doi: 10.1007/s10100-018-0525-z.
167. Poledna, S., Bochmann, O. and Thurner, S. (2017) 'Basel III capital surcharges for G-SIBs are far less effective in managing systemic risk in comparison to network-based, systemic risk-dependent financial transaction taxes', *Journal of Economic Dynamics and Control*. Elsevier B.V., 77, pp. 230–246. doi: 10.1016/j.jedc.2017.02.004.
168. Poledna, S., Hinteregger, A. and Thurner, S. (2018) 'Identifying Systemically Important Companies by Using the Credit Network of an Entire Nation', *Entropy*, 20, p. 792. doi: 10.3390/e20100792.
169. Poledna, S. and Thurner, S. (2016) 'Elimination of systemic risk in financial networks by means of a systemic risk transaction tax', *Quantitative Finance*. Routledge, 16(10), pp. 1599–1613. doi: 10.1080/14697688.2016.1156146.
170. Pourkhanali, A. *et al.* (2016) 'Measuring systemic risk using vine-copula', *Economic Modelling*. Elsevier B.V., 53, pp. 63–74. doi: 10.1016/j.econmod.2015.11.010.
171. Prabhakaran, S. (2019) *KPSS Test for Stationarity, Machine Learning Plus*. Pieejams: <https://www.machinelearningplus.com/time-series/kpss-test-for-stationarity/>.
172. *PRESS RELEASE: ECB determined ABLV Bank was failing or likely to fail* (2018) *European Central Bank*. Pieejams: <https://www.bankingsupervision.europa.eu/press/pr/date/2018/html/ssm.pr180224.en.html> (Accessed: 20 March 2019).
173. Puzanova, N. and Düllmann, K. (2013) 'Systemic risk contributions: A credit portfolio approach', *Journal of Banking and Finance*, 37(4), pp. 1243–1257. doi: 10.1016/j.jbankfin.2012.11.017.
174. *Register of Market Participants* (2019) *Financial Supervision Authority in Estonia*. Pieejams: [https://www.fi.ee/et/supervised-entities?closed=1&st\[32\]=32&st\[29\]=29&st\[33\]=33&st\[34\]=34](https://www.fi.ee/et/supervised-entities?closed=1&st[32]=32&st[29]=29&st[33]=33&st[34]=34).
175. Rimavičiūtė, S. and Vilys, M. (2014) 'ASSESSMENT OF COMPETITION IN THE

- BANKING SECTOR OF LITHUANIA', *Business in XXI century*, 6(1), pp. 56–63. doi: 10.3846/mla.2014.08.
176. Rivera-Castro, M. A., Ugolini, A. and Zambrano, J. A. (2018) 'Tail systemic risk and contagion: Evidence from the Brazilian and Latin America banking network', *Emerging Markets Review*. Elsevier B.V., 35, pp. 164–189. doi: 10.1016/j.ememar.2018.02.004.
177. Rodriguez-Moreno, M. and Peña, J. I. (2014) 'Derivatives Holdings and Systemic Risk in the U.S. Banking Sector', *Journal of Banking & Finance*, 45, pp. 84–104. doi: 10.1016/j.jbankfin.2014.03.037.
178. Roe, M. J. and Troge, M. (2017) *Containing Systemic Risk by Taxing Banks Properly*, SSRN. 317/2016. doi: 10.2139/ssrn.2767151.
179. Ruffer, R. (1999) 'Implicit government guarantees and bank herding behavior', *Deutsche Bundesbank Series*, (1999).
180. Saeima (1995) *Kredītiestāžu likums*. Rīga: Latvijas Republikas Saeima. Pieejams: <https://m.likumi.lv/doc.php?id=37426>.
181. Saeimas Preses dienests (2019) *Latvijas Bankas prezidenta pilnvaru termiņu plānots no sešiem gadiem saīsināt līdz pieciem*. Pieejams: [http://saeima.lv/lv/aktualitates/saeimas-zinas/28256-latvijas-bankas-prezidenta-pilnvaru-terminu-planots-no-sesiem-gadiem-saisinat-lidz-pieciem?phrase=Latvijas Banka](http://saeima.lv/lv/aktualitates/saeimas-zinas/28256-latvijas-bankas-prezidenta-pilnvaru-terminu-planots-no-sesiem-gadiem-saisinat-lidz-pieciem?phrase=Latvijas+Banka) (Accessed: 27 October 2019).
182. Simpson, J. L. and Evans, J. P. (2005) 'Systemic risk in the major Eurobanking markets: Evidence from inter-bank offered rates', *Global Finance Journal*, 16(2), pp. 125–144. doi: 10.1016/j.gfj.2005.04.002.
183. Single Resolution Board (2019) *SRF grows to € 33 billion after latest round of transfers*. Pieejams: <https://srb.europa.eu/en/node/804> (Accessed: 29 March 2020).
184. Skvarciany, V. *et al.* (2018) 'Factors influencing a bank's competitive ability: the case of Lithuania and Latvia', *Oeconomia copernicana*, 9(1), pp. 7–28. doi: 10.24136/oc.2018.001.
185. Slater, S. (2017) 'Banks need more equity as bail-in doesn't work -Kashkari', *Reuters*, p. 1. Pieejams: <https://www.reuters.com/article/banks-need-more-equity-as-bail-in-doesnt-idUSL8N1K12W9>.
186. *STOXX® Europe 600 Banks* (2019) *STOXX*. Pieejams: <https://www.stoxx.com/index-details?symbol=SX7P>.
187. Sum, K. (2015) 'A review of individual and systemic risk measures in terms of applicability for banking regulations', *Vizja Press&IT*, 10(1), pp. 71–83. doi: 10.5709/ce.1897-9254.199.
188. Sy, A. N. R. (2009) 'The systemic regulation of credit rating agencies and rated markets.', *IMF Working Paper*, (WP/09/129), pp. 1–37. doi: 10.2139/ssrn.1422699.
189. Vaish, E. (2019) 'Factbox : European banks hit by Russian money laundering scandal',

- Reuters*, p. 4. Pieejams: <https://www.reuters.com/article/us-europe-moneylaundering-factbox/factbox-european-banks-hit-by-russian-money-laundering-scandal-idUSKCN1QP1P2>.
190. Véron, N. (2019) *Taking stock of the Single Resolution Board*. Brussels. doi: 10.2861/243916.
191. Versobank (2018) *Versobank as operating license is revoked*. Pieejams: <http://www.versobank.com/litsentsist-ilma-eng.html>.
192. Viale, A. M. and Madura, J. (2014) ‘Learning Banks’ Exposure To Systematic Risk: Evidence From the Financial Crisis of 2008’, *Journal of Financial Research*, 37(1), pp. 75–98. doi: 10.1111/jfir.12029.
193. Vienotā noregulējuma valde (2019a) *Vienotais noregulējuma fonds. Faktu lapa*. Pieejams: https://srb.europa.eu/sites/srbsite/files/2019_fact_sheet_final_lv.pdf (Accessed: 29 March 2020).
194. Vienotā noregulējuma valde (2019b) *What is the single resolution fund?* Pieejams: <https://srb.europa.eu/en/content/single-resolution-fund> (Accessed: 29 March 2020).
195. Warren, P., Kaivanto, K. and Prince, D. (2018) ‘Could a cyber attack cause a systemic impact in the financial sector?’, *Bank of England Quarterly Bulletin*, p. 10. doi: ISSN 2399-4568.
196. Weistroffer, C. (2011) ‘Identifying Systemically Important Financial Institutions (SIFIs)’, *Deutsche Bank Research*. Pieejams: <http://ideas.repec.org/p/ess/wpaper/id4383.html>.
197. Werner, B. E. (2018) ‘Trump signs law rolling back post-financial crisis banking rules’, *Washington Post*. Pieejams: https://www.washingtonpost.com/business/economy/trump-signs-law-rolling-back-post-financial-crisis-banking-rules/2018/05/24/077e3aa8-5f6c-11e8-a4a4-c070ef53f315_story.html?noredirect=on&utm_term=.69d36f02236c.
198. Zheng, Q. and Song, L. (2018) ‘Dynamic Contagion of Systemic Risks on Global Main Equity Markets Based on Granger Causality Networks’, *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2018, p. 13. doi: <https://doi.org/10.1155/2018/9461870>.
199. Zheng, Z. *et al.* (2012) ‘Changes in cross-correlations as an indicator for systemic risk’, *Scientific Reports*, 2, pp. 1–8. doi: 10.1038/srep00888.
200. *Regulation (EU) No 1092/2010 of the European Parliament and of the Council of 24 November 2010 on European Union macro-prudential oversight of the financial system and establishing a European Systemic Risk Board, 2010*. Official Journal of the European Union. Brussels: European Parliament and the Council.
201. *Regulation (EU) No 1093/2010 of the European Parliament and of the Council of 24 November 2010 establishing a European Supervisory Authority (European Banking Authority), amending Decision No 716/2009/EC and repealing Commission Decision 2009/78/EC, 2010*. Official Journal of the European Union. Brussels: European Parliament and the Council.
202. *Regulation (EU) No 575/2013 of the European Parliament and of the Council of 26 June 2013 on prudential requirements for credit institutions and investment firms and amending Regulation*

- (EU) No 648/2012, 2013. Official Journal of the European Union. Brussels: European Parliament and the Council.
203. *Commission Delegated Regulation (EU) No 604/2014 supplementing Directive 2013/36/EU of the European Parliament and of the Council with regard to regulatory technical standards with respect to qualitative and appropriate quantitative criteria to identify categories of staff whose professional activities have a material impact on an institution's risk profile*, 2014. Official Journal of the European Union. Brussels: European Parliament and the Council.
204. Dodd-Frank Wall Street Reform and Consumer Protection Act, Pub. L. No. 111-203, § 929-Z, 124 Stat. 1376, 1871 (2010) (codified at 15 U.S.C. § 78o) [Bluebook R. 12.4].
205. Ross, S.A., Westerfield, R.W., Jaffe, J.F., Jordan, B.D. (2011) *Core Principles and Applications of Corporate Finance: Global Edition*. Third Edition. New York: McGraw-Hill Education 2011
- Banku ceturkšņa un gada publiskie pārskati.
SVF Finanšu stabilitātes rādītāji.
ECB Statistisko datu krātuve.

BCSB metodoloģija

Indicator-based measurement approach		Table 1
Category (and weighting)	Individual indicator	Indicator weighting
Cross-jurisdictional activity (20%)	Cross-jurisdictional claims	10%
	Cross-jurisdictional liabilities	10%
Size (20%)	Total exposures as defined for use in the Basel III leverage ratio*	20%
Interconnectedness (20%)	Intra-financial system assets*	6.67%
	Intra-financial system liabilities*	6.67%
	Securities outstanding*	6.67%
Substitutability/financial institution infrastructure (20%)	Assets under custody	6.67%
	Payments activity	6.67%
	Underwritten transactions in debt and equity markets	3.33%
	Trading volume	3.33%
Complexity (20%)	Notional amount of over-the-counter (OTC) derivatives*	6.67%
	Level 3 assets*	6.67%
	Trading and available-for-sale securities	6.67%

* Extended scope of consolidation to include insurance activities.

4.1.attēls. BCBS metodoloģijas attēlojums

Avots: *Basel Committee on Banking Supervision, 2018, 5.lpp*

Veiktie aprēķini un rezultāti Latvijas banku sektoram

Stacionaritātes testu rezultāti

2014.-2018.g.

31.12.2013.-31.12.2018.	SWED_ROA	SEB_ROA	ABLV_ROA	BIB_ROA	BlueOr_ROA	SIG_ROA	CIT_ROA	EXPO_ROA	LPB_ROA	MTB_ROA	PNB_ROA	PRIV_ROA	RIB_ROA	RIE_ROA	SWED_CA	SEB_CA	ABLV_CA	BIB_CA	BlueOr_CA	SIG_CA	
p value	0,0000	0,0000	0,0204	0,0000	0,0000	0,0000	0,0208	0,0054	0,0016	0,3354	0,0000	0,0040	0,0006	0,0167	0,0118	0,0030	0,0091	0,3008	0,0001	0,0283	0,0000
lag length (max 4)	0	0	1	0	0	0	4	0	0	4	0	0	1	2	1	0	0	0	0	2	0
DW	2,012	2,197	2,141	1,953	2,086	2,592	2,178	1,898	1,958	1,600	2,254	1,983	1,946	2,054	2,152	1,969	1,938	1,969	2,173	1,924	2,078
p value							0,0144			0,0002											
lag length (max 2)																					
DW							1,901977			2,015052											2,182146

CIT_CA	EXPO_CA	LPB_CA	MTB_CA	PNB_CA	PRIV_CA	RIB_CA	RIE_CA	RIG_CA	SWED_EM	SEB_EM	ABLV_EM	BIB_EM	BlueOr_EM	SIG_EM	CIT_EM	EXPO_EM	LPB_EM	MTB_EM	PNB_EM	PRIV_EM	RIB_EM	RIE_EM	RIG_EM
0,0017	0,0211	0,0032	0,0030	0,0012	0,0290	0,0443	0,0029	0,0016	0,0178	0,0003	0,5788	0,0465	0,0021	0,0182	0,6462	0,0027	0,0014	0,0016	0,0005	0,3511	0,0946	0,0117	0,0000
0	0	0	1	0	0	3	0	1	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
2,052	2,051	2,020	1,770	2,006	2,039	1,564	2,044	2,242	1,910	2,317	1,920	1,729	2,023	1,383	2,030	1,987	1,610	1,880	1,405	2,059	1,925	2,178	
						0,0018					0,0002				0,0017								
						2,002616					1,64955				1,392975								

SWED_LIQ	SEB_LIQ	ABLV_LIQ	BIB_LIQ	BlueOr_LIQ	SIG_LIQ	CIT_LIQ	EXPO_LIQ	LPB_LIQ	MTB_LIQ	PNB_LIQ	PRIV_LIQ	RIB_LIQ	RIE_LIQ	RIG_LIQ
0,0984	0,0008	0,0213	0,0002	0,0388	0,0435	0,0086	0,0017	0,0003	0,0133	0,0001	0,0393	0,0004	0,0260	0,0576
0	0	3	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2
1,756	2,509	1,723	2,333	1,600	1,242	1,854	1,646	1,732	2,097	2,084	1,790	1,890	1,880	1,814
				0,006										
				0										
				2,008985										

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Latvija. 2006.-2010.g.

ABLV-Blue	ABLV-DNB	ABLV-Expo	ABLV-PNB	ABLV-Privat
Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/27/19 Time: 17:12 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/27/19 Time: 17:21 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/27/19 Time: 17:24 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/27/19 Time: 17:27 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/27/19 Time: 17:30 Sample: 2005Q4 2010Q4
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CASH) does not Grange 14 1.03290 0.346 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CASH) does not Grange 14 0.11474 0.909 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CASH) does not Grange 14 1.23174 0.306 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CASH) does not Grange 14 0.91568 0.344 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CASH) does not Grange 6 2.57947 0.049 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange 14 0.07934 0.960 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange 14 0.42518 0.519 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange 14 0.36412 0.596 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange 14 0.27141 0.609 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange 0.23390 0.961 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.79487 0.371 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.46338 0.598 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.22063 0.637 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.27821 0.599 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.27821 0.599 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.79487 0.371 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.46338 0.598 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.22063 0.637 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.27821 0.599 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.27821 0.599 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME

ABLV-RIB	ABLV-RIE	ABLV-SEB	ABLV-Swed
Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/27/19 Time: 17:29 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/27/19 Time: 17:32 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/27/19 Time: 17:33 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/27/19 Time: 17:34 Sample: 2005Q4 2010Q4
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_C) does not Grange 14 2.08405 0.1804 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_C) does not Grange 14 1.59139 0.2560 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_C) does not Grange 14 1.56136 0.2618 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_C) does not Grange 14 0.45294 0.6495 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_R) does not Grange 14 0.19870 0.8233 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_R) does not Grange 14 0.19008 0.8301 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_R) does not Grange 14 0.39792 0.6830 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_R) does not Grange 14 0.26990 0.6975 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 2.61544 0.1272 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 2.28850 0.7561 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.81992 0.4709 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.51341 0.6145 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.79487 0.371 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.46338 0.598 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.22063 0.637 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.27821 0.599 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 2.61544 0.1272 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 2.28850 0.7561 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.81992 0.4709 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_CA) does not Grange Cause 14 0.51341 0.6145 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.79487 0.371 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.46338 0.598 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.22063 0.637 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_LIQ) does not Grange Cause 14 0.27821 0.599 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ABLV_ROA) does not Grange Cause 14 0.39443 0.682 NEIETEKME

DNB-Expo	DNB-PNB	DNB-Privat	DNB-RIB	DNB-RIE
Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/28/19 Time: 11:23 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/28/19 Time: 11:24 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/28/19 Time: 11:26 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/28/19 Time: 11:28 Sample: 2005Q4 2010Q4	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/28/19 Time: 11:28 Sample: 2005Q4 2010Q4
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CASH) does not Grange 14 1.29794 0.3397 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CASH) does not Grange 14 0.30229 0.7463 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CASH) does not Grange 6 0.12184 0.9047 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CASH) does not Grange 14 2.74221 0.1175 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CASH) does not Grange 14 0.33883 0.7711 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.44363 0.6361 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.31207 0.8065 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 6 2.95844 0.0301 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.23440 0.6208 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.18907 0.6894 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Grange Cause 2.98245 0.0105 Expo vāji ietekmē DNB	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Grange Cause 2.98245 0.0105 Expo vāji ietekmē DNB	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Grange Cause 2.98245 0.0105 Expo vāji ietekmē DNB	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Grange Cause 2.98245 0.0105 Expo vāji ietekmē DNB	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Grange Cause 2.98245 0.0105 Expo vāji ietekmē DNB
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LIQ) does not Grange Cause 14 0.80192 0.4791 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LIQ) does not Grange Cause 14 0.46612 0.6418 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LIQ) does not Grange Cause 6 13.7442 0.0019 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LIQ) does not Grange Cause 14 0.27828 0.6113 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LIQ) does not Grange Cause 14 0.21268 0.6474 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.08994 0.8587 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.36605 0.5976 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 29.9394 0.1289 DNB vāji ietekmē DNB	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.23440 0.6208 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.23440 0.6208 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Grange Cause 2.98245 0.0105 Expo vāji ietekmē DNB	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Grange Cause 2.98245 0.0105 Expo vāji ietekmē DNB	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Grange Cause 2.98245 0.0105 Expo vāji ietekmē DNB	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Grange Cause 2.98245 0.0105 Expo vāji ietekmē DNB	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Grange Cause 2.98245 0.0105 Expo vāji ietekmē DNB
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LIQ) does not Grange Cause 14 0.80192 0.4791 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LIQ) does not Grange Cause 14 0.46612 0.6418 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LIQ) does not Grange Cause 6 13.7442 0.0019 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LIQ) does not Grange Cause 14 0.27828 0.6113 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LIQ) does not Grange Cause 14 0.21268 0.6474 NEIETEKME
Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.08994 0.8587 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.36605 0.5976 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 29.9394 0.1289 DNB vāji ietekmē DNB	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.23440 0.6208 NEIETEKME	Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Grange Cause 14 0.23440 0.6208 NEIETEKME

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Latvija. 2006.-2010.g.

DNB-SEB				DNB-Swed			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 05/28/19 Time: 11:29				Date: 05/28/19 Time: 11:31			
Sample: 2005Q4 2010Q4				Sample: 2005Q4 2010Q4			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(DNB_CASH) does 14 5.75593 0.0246 DNB ietekmē SEB				D(DNB_C) 14 1.64603 0.2459 NEIETEKMĒ			
D(SEB_CASH) does not Granger Cause 1.93537 0.1999 NEIETEKMĒ				D(SWED_CASH) doe 1.00806 0.4027 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(DNB_ROA) does 14 2.39110 0.1469 DNB vāji ietekmē SEB				D(SWED_) 14 0.02664 0.9738 NEIETEKMĒ			
D(SEB_ROA) does not Granger 1.53425 0.2671 NEIETEKMĒ				D(DNB_EM) does nc 0.96406 0.4175 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(DNB_LOA) does n 3.14557 0.0921 DNB vidēji ietekmē SWED				D(SWED_) 14 0.61676 0.5610 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(DNB_R) 14 2.47140 0.1395 DNB vāji ietekmē SWED				D(SWED_ROA) does 2.26197 0.1600 NEIETEKMĒ			

EXPO-PNB	EXPO-Privat	EXPO-RIB	EXPO-RIE	EXPO-SEB
Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests
Date: 05/28/19 Time: 11:35	Date: 05/28/19 Time: 12:06	Date: 05/28/19 Time: 11:37	Date: 05/28/19 Time: 11:39	Date: 05/28/19 Time: 11:40
Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(EMPO_CASH) does not Gr 14 0.78146 0.4854 NEIETEKMĒ	D(EMPO_CASH) does not Gr 9 0.44126 0.7121 NEIETEKMĒ	D(EMPO_CASH) doe 17 0.43311 0.6242 NEIETEKMĒ	D(EMPO_CASH) doe 17 2.15762 0.1483 NEIETEKMĒ	D(EMPO_CASH) doe 14 0.13345 0.7178 NEIETEKMĒ
D(EMPO_CASH) does not Granger Cause 1.62592 0.2966 NEIETEKMĒ	D(EMPO_CASH) does not Granger Cause 0.34218 0.5529 NEIETEKMĒ	D(EMPO_CASH) does not Granger Cause 1.02538 0.3629 NEIETEKMĒ	D(EMPO_CASH) does not Granger Cause 0.29441 0.6026 NEIETEKMĒ	D(EMPO_CASH) does not Granger Cause 0.82942 0.3579 NEIETEKMĒ
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(DNB_LOA) does not Gr 14 0.08813 0.9344 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) doe 9 0.32349 0.5628 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) doe 17 0.63569 0.5234 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) doe 17 2.21981 0.1325 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) doe 14 0.02788 0.8678 NEIETEKMĒ
D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.78197 0.4344 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 4.21624 0.1035 EXPO vāji ietekmē PNB	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.24658 0.6163 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.13126 0.9025 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.55495 0.5832 NEIETEKMĒ
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(PNB_ROA) does not Gr 14 2.33899 0.1256 NEIETEKMĒ	D(EMPO_ROA) doe 9 0.17546 0.6842 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.39773 0.5261 NEIETEKMĒ	D(EMPO_ROA) doe 17 0.39077 0.5248 NEIETEKMĒ	D(EMPO_ROA) doe 14 0.02788 0.8678 NEIETEKMĒ
D(EMPO_ROA) does not Granger Cause 0.99195 0.3262 NEIETEKMĒ	D(EMPO_ROA) does not Granger Cause 0.14073 0.9229 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.36492 0.5849 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.10401 0.9025 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.99195 0.3262 NEIETEKMĒ
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(EMPO_ROA) does not Gr 17 2.25147 0.0144 EXPO vāji ietekmē RIB	D(EMPO_ROA) does not Granger Cause 0.44959 0.6469 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.36492 0.5849 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.10401 0.9025 NEIETEKMĒ	D(EMPO_LOA) does not Granger Cause 0.99195 0.3262 NEIETEKMĒ

EXPO-Swed			
Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 05/28/19 Time: 11:42			
Sample: 2005Q4 2010Q4			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(EXPO_CASH) doe 17 0.99852 0.3971 NEIETEKMĒ			
D(SWED_CASH) does not Granger Cause 0.52534 0.6043 NEIETEKMĒ			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(EXPO_EM) does 17 0.81825 0.4624 NEIETEKMĒ			
D(SWED_EM) does not Granger Cause 0.73969 0.4978 NEIETEKMĒ			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(EXPO_LOA) does 17 1.88384 0.1943 NEIETEKMĒ			
D(SWED_LOA) does not Granger Cause 2.18110 0.1556 NEIETEKMĒ			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(EXPO_ROA) does 17 0.07174 0.9312 NEIETEKMĒ			
D(SWED_ROA) does not Granger Cause 0.05297 0.9486 NEIETEKMĒ			

PNB-Privat	PNB-RIB	PNB-RIE	PNB-SEB	PNB-Swed
Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests
Date: 05/31/19 Time: 12:09	Date: 05/28/19 Time: 11:53	Date: 05/28/19 Time: 11:53	Date: 05/28/19 Time: 11:54	Date: 05/28/19 Time: 11:56
Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(Privat_LOA) does not Gr 6 0.84009 0.4343 NEIETEKMĒ	D(RIB_CASH) doe 14 3.40311 0.0314 RIB vāji ietekmē PNB	D(RIE_CASH) doe 14 0.43061 0.5050 NEIETEKMĒ	D(PNB_CASH) doe 14 2.21414 0.1405 NEIETEKMĒ	D(PNB_CASH) doe 14 1.54644 0.11673 NEIETEKMĒ
D(PNB_LOA) does not Granger Cause 0.69661 0.4043 NEIETEKMĒ	D(PNB_CASH) does not Granger Cause 0.90723 0.3474 NEIETEKMĒ	D(RIE_CASH) does not Granger Cause 0.23135 0.6260 NEIETEKMĒ	D(PNB_CASH) does not Granger Cause 1.19705 0.2740 NEIETEKMĒ	D(PNB_CASH) does not Granger Cause 0.64641 0.5204 SWED vāji ietekmē PNB
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(Privat_ROA) does not Gr 6 1.25388 0.2187 NEIETEKMĒ	D(PNB_LOA) doe 14 0.93832 0.3404 NEIETEKMĒ	D(PNB_LOA) doe 14 1.43214 0.1028 NEIETEKMĒ	D(PNB_LOA) doe 14 0.39081 0.5271 NEIETEKMĒ	D(PNB_LOA) doe 14 0.42592 0.4740 NEIETEKMĒ
D(PNB_ROA) does not Granger Cause 3.16107 0.0746 NEIETEKMĒ	D(PNB_LOA) does not Granger Cause 1.78179 0.1826 NEIETEKMĒ	D(PNB_LOA) does not Granger Cause 2.49562 0.1375 RIB vāji ietekmē PNB	D(PNB_LOA) does not Granger Cause 0.39772 0.5261 NEIETEKMĒ	D(SWED_LOA) does not Granger Cause 2.74697 0.1044 SWED vāji ietekmē PNB
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(Privat_ROA) does not Gr 10 0.43195 0.5352 NEIETEKMĒ	D(PNB_ROA) doe 14 0.43195 0.4852 NEIETEKMĒ	D(Privat_ROA) does not Granger Cause 0.00831 0.9297 NEIETEKMĒ	D(PNB_ROA) doe 14 1.44694 0.1017 NEIETEKMĒ	D(PNB_ROA) doe 14 1.44694 0.1017 NEIETEKMĒ

Privat-RIB	Privat-RIE	Privat-SEB	Privat-Swed
Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests
Date: 05/31/19 Time: 12:10	Date: 05/31/19 Time: 12:11	Date: 05/31/19 Time: 12:13	Date: 05/31/19 Time: 12:13
Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(RIB_EM) does not Granger 10 0.00533 0.9591 NEIETEKMĒ	D(RIE_EM) does not Granger Cause 10 0.51417 0.4205 NEIETEKMĒ	D(Privat_ROA) doe 6 51.2034 0.0983 Privat vāji ietekmē RIB	D(Privat_EM) doe 10 0.04631 0.8551 NEIETEKMĒ
D(Privat_EM) does not Granger Cause 0.46164 0.6542 NEIETEKMĒ	D(Privat_EM) does not Granger Cause 0.75225 0.3181 NEIETEKMĒ	D(SEB_ROA) does not Granger Cause 0.45999 0.5217 NEIETEKMĒ	D(SWED_EM) does not Granger Cause 0.10175 0.9051 NEIETEKMĒ
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(RIB_LOA) does not Granger 10 0.36689 0.5917 NEIETEKMĒ	D(RIE_LOA) does 10 0.27996 0.7609 NEIETEKMĒ	D(Privat_LOA) doe 10 0.47380 0.5480 NEIETEKMĒ	D(Privat_LOA) doe 10 0.47380 0.5480 NEIETEKMĒ
D(Privat_LOA) does not Granger Cause 0.82346 0.0372 Privat vāji ietekmē RIB	D(Privat_LOA) does not Granger Cause 0.00831 0.9297 NEIETEKMĒ	D(SWED_LOA) does not Granger Cause 1.10754 0.2906 NEIETEKMĒ	D(SWED_LOA) does not Granger Cause 1.10754 0.2906 NEIETEKMĒ
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(Privat_ROA) does not Gr 10 0.17748 0.8423 NEIETEKMĒ	D(Privat_ROA) does not Granger Cause 0.44473 0.6842 NEIETEKMĒ	D(Privat_ROA) doe 10 1.02450 0.3237 NEIETEKMĒ	D(SWED_ROA) does not Granger Cause 2.22462 0.2097 NEIETEKMĒ

RIB-RIE	RIB-SEB	RIB-Swed
Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests	Pairwise Granger Causality Tests
Date: 05/28/19 Time: 11:59	Date: 05/28/19 Time: 12:00	Date: 05/28/19 Time: 12:01
Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4	Sample: 2005Q4 2010Q4
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(RIE_CASH) does not Granger 18 1.48110 0.1634 NEIETEKMĒ	D(RIB_CASH) doe 14 0.67299 0.5041 NEIETEKMĒ	D(RIB_CASH) doe 18 0.31836 0.7329 NEIETEKMĒ
D(RIB_CASH) does not Granger Cause 6.56809 0.0107 RIB ietekmē RIE	D(SEB_CASH) does not Granger Cause 0.06236 0.9349 NEIETEKMĒ	D(SWED_CASH) does not Granger Cause 2.44080 0.1259 SWED vāji ietekmē RIB
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(RIB_EM) does not Granger 18 0.05082 0.9506 NEIETEKMĒ	D(RIB_ROA) doe 14 0.46511 0.6424 NEIETEKMĒ	D(RIB_EM) does not Granger Cause 18 0.30171 0.7446 NEIETEKMĒ
D(RIE_EM) does not Granger Cause 1.69131 0.2224 NEIETEKMĒ	D(SEB_ROA) does not Granger Cause 0.98959 0.3071 NEIETEKMĒ	D(SWED_EM) does not Granger Cause 0.66033 0.5332 NEIETEKMĒ
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(RIB_ROA) does not Granger 18 0.17447 0.8418 NEIETEKMĒ	D(RIE_LOA) doe 10 0.53590 0.5975 NEIETEKMĒ	D(RIB_LOA) doe 18 0.53590 0.5975 NEIETEKMĒ
D(RIE_LOA) does not Granger Cause 2.83171 0.0953 RIE vidēji ietekmē RIB	D(SWED_LOA) does not Granger Cause 3.22474 0.0729 SWED vidēji ietekmē RIB	D(SWED_LOA) does not Granger Cause 3.22474 0.0729 SWED vidēji ietekmē RIB
Lags: 2	Lags: 2	Lags: 2
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.
D(RIB_ROA) does not Granger 18 0.11602 0.8914 NEIETEKMĒ	D(SWED_ROA) does not Granger Cause 0.01497 0.9852 NEIETEKMĒ	D(SWED_ROA) does not Granger Cause 0.01497 0.9852 NEIETEKMĒ

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Latvija. 2006.-2010.g.

RIE-SEB				RIE-Swed			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 05/28/19 Time: 12:04				Date: 05/28/19 Time: 12:05			
Sample: 2005Q4 2010Q4				Sample: 2005Q4 2010Q4			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
D(SEB_CASH) does not Granger Cause	14	1.20962	0.3425	D(RIE_CASH) does not Granger Cause	18	0.03605	0.9647
D(RIE_CASH) does not Granger Cause	14	0.37823	0.6955	D(SWED_CASH) does not Granger Cause	18	0.91376	0.4253
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
D(RIE_ROA) does not Granger Cause	14	0.01517	0.9850	D(RIE_EM) does not Granger Cause	18	0.37877	0.6920
D(SEB_ROA) does not Granger Cause	14	0.05103	0.9505	D(SWED_EM) does not Granger Cause	18	1.07259	0.3706
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
D(SEB_ROA) does not Granger Cause	14	3.88467	0.0608	D(SWED_ROA) does not Granger Cause	18	0.03015	0.9704
D(SEB_ROA) does not Granger Cause	14	6.27542	0.0197	D(RIE_ROA) does not Granger Cause	18	0.02874	0.9717

Kopā	
Cik daudz saikņu iespējams	246
Cik daudz stipri pozitīvu	13
Cik daudz vidēji pozitīvu	12
Cik daudz vāji pozitīvu	11
Cik daudz saikņu kopā	36
Saikņu apmēra īpatsvars	14,6%
Ciešo saikņu īpatsvars	5,3%
Vidējo saikņu īpatsvars	4,9%
Vājo saikņu īpatsvars	4,5%

SEB-SWED			
Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 05/28/19 Time: 12:07			
Sample: 2005Q4 2010Q4			
Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
D(SWED_CASH) does not Granger Cause	14	5.28922	0.0303
D(SEB_CASH) does not Granger Cause	14	0.59310	0.5728
Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
D(SEB_ROA) does not Granger Cause	14	3.88467	0.0608
D(SWED_ROA) does not Granger Cause	14	6.27542	0.0197

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Latvija. 2010.-2014.g.

ABLVB-Blue				ABLVB-CIT				ABLVB-DNB				ABLVB-Eksp				ABLVB-LPB			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 05/23/19 Time: 15:46				Date: 05/23/19 Time: 15:51				Date: 05/23/19 Time: 15:54				Date: 05/23/19 Time: 16:04				Date: 05/23/19 Time: 16:07			
Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
D(BLUE_CASH) does not Granger Cause	18	0.14189	0.9309	D(CIT_CASH) does not Granger Cause	15	1.84567	0.0707	D(DNB_CASH) does not Granger Cause	15	0.61947	0.5377	D(EKSP_CASH) does not Granger Cause	18	0.65734	0.5245	D(LPB_CASH) does not Granger Cause	18	0.48517	0.6284
D(BLUE_CASH) does not Granger Cause	18	2.18242	0.1424	D(CIT_CASH) does not Granger Cause	15	0.89715	0.4021	D(DNB_CASH) does not Granger Cause	15	0.28210	0.6129	D(EKSP_CASH) does not Granger Cause	18	1.57055	0.2049	D(LPB_CASH) does not Granger Cause	18	1.30622	0.2561
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
D(BLUE_LOA) does not Granger Cause	18	2.02662	0.1714	D(CIT_EM) does not Granger Cause	15	1.15056	0.3300	D(DNB_EM) does not Granger Cause	15	0.17271	0.6811	D(EKSP_EM) does not Granger Cause	18	0.49437	0.4946	D(LPB_EM) does not Granger Cause	18	1.53539	0.2049
D(BLUE_LOA) does not Granger Cause	18	4.88369	0.0304	D(CIT_EM) does not Granger Cause	15	0.82381	0.4556	D(DNB_EM) does not Granger Cause	15	0.17881	0.6795	D(EKSP_EM) does not Granger Cause	18	0.72248	0.3962	D(LPB_EM) does not Granger Cause	18	0.88615	0.3962
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
D(BLVB_ROA) does not Granger Cause	18	0.21692	0.6376	D(CIT_LOA) does not Granger Cause	15	2.74699	0.1120	D(DNB_LOA) does not Granger Cause	15	1.86254	0.0803	D(EKSP_LOA) does not Granger Cause	18	0.01523	0.9249	D(LPB_LOA) does not Granger Cause	18	2.58229	0.1127
D(BLVB_ROA) does not Granger Cause	18	3.19245	0.0745	D(CIT_LOA) does not Granger Cause	15	0.20631	0.6439	D(DNB_LOA) does not Granger Cause	15	1.08706	0.3120	D(EKSP_LOA) does not Granger Cause	18	0.25547	0.7754	D(LPB_LOA) does not Granger Cause	18	0.50643	0.4814
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
D(BLVB_ROA) does not Granger Cause	18	1.19961	0.2801	D(CIT_LOA) does not Granger Cause	15	0.29368	0.6081	D(DNB_LOA) does not Granger Cause	15	0.07006	0.7829	D(EKSP_LOA) does not Granger Cause	18	0.07006	0.7829	D(LPB_LOA) does not Granger Cause	18	0.62761	0.5302
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
D(BLVB_ROA) does not Granger Cause	18	1.19961	0.2801	D(CIT_LOA) does not Granger Cause	15	0.29368	0.6081	D(DNB_LOA) does not Granger Cause	15	0.07006	0.7829	D(EKSP_LOA) does not Granger Cause	18	0.07006	0.7829	D(LPB_LOA) does not Granger Cause	18	0.62761	0.5302

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Latvija. 2010.-2014.g

PNB-Privat	PNB-RE	PNB-RIE	PNB-RIG	PNB-SEB
Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:04 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(PRIVAT_ROA) does not Gr 15 0.0718 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) does not Granger Cause 0.22480 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_CASH) does not Granger Cause 0.41105 0.711 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger C 0.69227 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_EM) does not Granger C 0.55509 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger C 0.59831 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) does not Granger C 1.41572 0.708 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:04 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(PNB_CASH) does not Gr 18 0.0462 0.808 NEIETEKMĒ D(PNB_CASH) does not Granger C 0.41105 0.711 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger C 0.69227 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_EM) does not Granger C 0.55509 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger C 0.59831 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) does not Granger C 1.41572 0.708 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:06 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(RIE_CASH) does not Gr 18 0.1729 0.808 NEIETEKMĒ D(PNB_CASH) does not Granger 1.55564 0.247 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger C 0.31406 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_EM) does not Granger C 0.59674 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger C 0.31406 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) does not Granger C 2.25771 0.144 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:08 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(RIG_CASH) does not Gr 13 2.2474 0.040 NEIETEKMĒ D(PNB_CASH) does not Granger 0.31983 0.704 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger C 0.25222 0.704 NEIETEKMĒ D(PNB_EM) does not Granger C 0.02848 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger C 0.48887 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) does not Granger C 0.89917 0.704 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) does not Granger C 12 0.49521 0.041 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) does not Granger C 0.63610 0.708 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:09 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_CASH) does not Gr 18 0.2337 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_CASH) does not Granger 1.8364 0.249 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger C 0.70759 0.704 NEIETEKMĒ D(PNB_EM) does not Granger C 0.7449 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger C 0.7449 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) does not Granger C 10.1604 0.002 Privatvidēji ietekmē SEB

Privatbank-RE	Privatbank-RIE	Privatbank-RIG	Privatbank-SEB	Privatbank-Signet
Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:17 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ROA) does not Gr 15 0.5422 0.708 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Granger C 0.22482 0.708 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:17 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ROA) does not Gr 15 0.37783 0.708 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Granger C 0.01534 0.708 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:17 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ROA) does not Gr 12 0.04129 0.708 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Granger C 0.05462 0.708 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:17 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ROA) does not Gr 15 0.1804 0.708 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Granger C 4.89922 0.002 Privatvidēji ietekmē SEB	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:17 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ROA) does not Gr 12 1.5401 0.002 Privatvidēji ietekmē SEB D(ROA) does not Granger C 3.13228 0.072 Privatvidēji ietekmē SEB

PNB-Signet	PNB-Swed
Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:11 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SIGNET_CA) 12 3.03456 0.1125 Signat vidēji ietekmē PNB D(PNB_CASH) does not Gr 2.28959 0.1714 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) 12 0.90602 0.4468 NEIETEKMĒ D(SIGNET_ROA) does not Gr 0.02613 0.9743 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:12 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(PNB_CASH) d 18 1.64389 0.7310 NEIETEKMĒ D(SWED_CASH) does not Gr 0.98336 0.4002 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) d 18 0.17338 0.8427 NEIETEKMĒ D(SWED_LOA) does not Gr 0.10802 0.8984 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) dc 18 18.6963 0.0001 PNB ietekmē SWED D(SWED_ROA) does not Gr 3.81139 0.0498 SWED ietekmē PNB

Privatbank-Swed
Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 17:17 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_ROA) 15 0.35209 0.7116 NEIETEKMĒ D(PRIVAT_ROA) does not Gr 3.77470 0.0601 Privatvidēji ietekmē SWED

RIB-RE	RIB-RIG	RIB-SEB	RIB-Signet	RIB-Swed
Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:17 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ROA) does not Gr 18 6.13470 0.0134 RIB ietekmē RIB D(RIB_CASH) does not Gr 0.77465 0.482 NEIETEKMĒ D(RIB_EM) does not Granger Cause 0.28107 0.0967 RIB vidēji ietekmē RIB D(RIB_LOA) does not Granger C 0.68274 0.5275 NEIETEKMĒ D(RIB_LOA) does not Granger C 0.03816 0.2457 NEIETEKMĒ D(RIB_ROA) does not Gr 18 1.61230 0.2367 NEIETEKMĒ D(RIB_ROA) does not Granger Cause 0.13424 0.4065 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:19 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(RIG_CASH) does not Gr 12 0.94823 0.4211 NEIETEKMĒ D(RIG_CASH) does not Granger C 0.49713 0.6291 NEIETEKMĒ D(RIG_EM) does not Gr 12 0.10152 0.8916 NEIETEKMĒ D(RIG_EM) does not Granger C 1.39361 0.1115 NEIETEKMĒ D(RIG_LOA) does not Gr 12 0.29091 0.7952 NEIETEKMĒ D(RIB_LOA) does not Granger C 0.20123 0.8212 NEIETEKMĒ D(RIG_ROA) does not Gr 12 1.82760 0.2279 NEIETEKMĒ D(RIB_ROA) does not Granger C 2.28267 0.051 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:20 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ROA) does not Gr 18 0.31974 0.7361 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Granger C 0.60020 0.6568 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Gr 18 0.87391 0.4045 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Granger C 0.34860 0.7151 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Gr 18 0.95110 0.4116 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Granger C 0.62462 0.5508 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Gr 18 2.7904 0.7049 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Granger C 0.46700 0.6568 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:24 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(RIB_CASH) does not Gr 12 0.00263 0.9916 NEIETEKMĒ D(SIGNET_CASH) does not Gr 3.24320 0.007 Signat vidēji ietekmē RIB D(RIB_LOA) does not Gr 12 1.53700 0.2792 NEIETEKMĒ D(RIB_LOA) does not Granger C 0.34163 0.722 NEIETEKMĒ D(RIB_LOA) does not Gr 18 1.96990 0.1741 NEIETEKMĒ D(RIB_LOA) does not Gr 18 0.17711 0.7487 NEIETEKMĒ D(RIB_LOA) does not Gr 0.90973 0.6527 NEIETEKMĒ D(SWED_ROA) d 18 0.0434 0.5048 NEIETEKMĒ D(RIB_ROA) does not Granger 0.71878 0.5257 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:33 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ROA) does not Gr 18 0.52064 0.804 NEIETEKMĒ D(SWED_CASH) does not Gr 0.66813 0.5392 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Gr 18 0.44512 0.6959 NEIETEKMĒ D(SWED_LOA) does not Gr 0.79704 0.8215 NEIETEKMĒ D(RIB_ROA) does not Gr 18 3.72247 0.0227 Rib vidēji ietekmē SWED D(SWED_ROA) does not Gr 0.53533 0.6568 NEIETEKMĒ

RIG-SEB	RIG-Signet	RIG-Swed	SEB-Signet	SEB-Swed
Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:35 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_CASH) does not Gr 12 0.26261 0.708 NEIETEKMĒ D(PNB_CASH) does not Granger Cause 0.83544 0.027 NEIETEKMĒ D(PNB_EM) does not Gr 12 0.02592 0.9570 NEIETEKMĒ D(PNB_EM) does not Granger Cause 0.18362 0.4205 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Gr 12 1.33752 0.0101 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger Cause 0.91623 0.0422 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) does not Gr 12 1.67076 0.009 NEIETEKMĒ D(PNB_ROA) does not Granger Cause 3.76551 0.0791 RIG vidēji ietekmē SEB	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:36 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SIGNET_CASH) does not Gr 12 0.16444 0.808 NEIETEKMĒ D(RIG_CASH) does not Granger 0.22852 0.821 NEIETEKMĒ D(RIG_EM) does not Gr 12 3.94513 0.072 RIG vidēji ietekmē SEB D(SIGNET_ROA) does not Granger 7.87070 0.072 Signat vidēji ietekmē RIG	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:37 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ROA) does not Gr 12 7.41188 0.0017 RIG ietekmē SEB D(SWED_CASH) does not Granger 0.33006 0.725 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Gr 12 1.39056 0.7101 NEIETEKMĒ D(SWED_LOA) does not Granger 0.39047 0.708 NEIETEKMĒ D(ROA) does not Gr 12 0.78132 0.4704 NEIETEKMĒ D(SWED_ROA) does not Granger 0.75467 0.6509 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:40 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SIGNET_CASH) does not Gr 12 1.53229 0.086 NEIETEKMĒ D(SEB_CASH) does not Granger Cause 2.64168 0.1397 SEB vidēji ietekmē Signet D(PNB_LOA) does not Gr 12 1.35889 0.0383 NEIETEKMĒ D(SIGNET_ROA) does not Granger C 1.92939 0.2151 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Gr 18 0.76533 0.0480 NEIETEKMĒ D(SWED_LOA) does not Granger 0.35538 0.7075 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Gr 18 1.15548 0.044 NEIETEKMĒ D(SWED_ROA) does not Granger 1.04457 0.1706 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:40 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SIGNET_CASH) does not Gr 18 7.25215 0.0188 NEIETEKMĒ D(SEB_CASH) does not Granger 0.31510 0.7851 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Granger 0.35538 0.7075 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Gr 18 0.76533 0.0480 NEIETEKMĒ D(SWED_LOA) does not Granger 1.04457 0.1706 NEIETEKMĒ

Signet-SWED
Pairwise Granger Causality Tests Date: 05/24/19 Time: 21:40 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_CASH) does not 12 2.00269 0.2052 NEIETEKMĒ D(SIGNET_CASH) does not Granger Ca 0.93255 0.4375 NEIETEKMĒ D(PNB_LOA) does not Gr 12 0.15112 0.8625 NEIETEKMĒ D(SIGNET_ROA) does not Granger Cau 0.71955 0.5198 NEIETEKMĒ

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Latvija. 2014.-2018.g.

PNB-PrivatB			PNB-RIB			PNB-Rietumu			PNB-Rigensis		
Pairwise Granger Causality Tests			Pairwise Granger Causality Tests			Pairwise Granger Causality Tests			Pairwise Granger Causality Tests		
Date: 03/17/19 Time: 23:42			Date: 03/17/19 Time: 23:44			Date: 03/17/19 Time: 23:47			Date: 03/17/19 Time: 23:48		
Sample: 1/01/2014 12/31/2018			Sample: 1/01/2014 12/31/2018			Sample: 1/01/2014 12/31/2018			Sample: 1/01/2014 12/31/2018		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(PRIVATB_ROA) does not Gr			D(RIB_ROA) does not Grang			D(RIETUMU_ROA) does not Gr			D(RIGENSIS_ROA) does not Gr		
18 0.28012 0.7601			18 1.53446 0.2522			18 1.55889 0.2473			18 0.19139 0.8281		
N			N			N			N		
D(PNB_ROA) does not Granger Cause D			D(PNB_ROA) does not Granger Cause			D(PNB_ROA) does not Granger Cause D			D(PNB_ROA) does not Granger Cause D		
1 1.39988 0.2815			3.98165 0.0448			0.55797 0.5855			0.78952 0.4747		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(PRIVATB_CA) does not Gr			D(RIB_CA) does not Grange			D(RIETUMU_CA) does not Gr			D(RIGENSIS_CA) does not Gr		
18 0.18719 0.8315			18 0.40869 0.6728			18 0.08688 0.9173			18 2.39702 0.1300		
N			N			N			N		
D(PNB_CA) does not Granger Cause D			D(PNB_CA) does not Granger Cause D			D(PNB_CA) does not Granger Cause D			D(PNB_CA) does not Granger Cause D		
1 0.83116 0.4574			0.22172 0.8041			0.36159 0.7034			1.19336 0.3343		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(PRIVATB_LIQ) does not Gr			D(RIB_LIQ) does not Grange			D(RIETUMU_em) does not Gr			D(RIGENSIS_em) does not Gr		
14 0.05724 0.6937			14 0.74789 0.5006			18 1.20935 0.3299			18 1.71812 0.2177		
N			N			N			N		
D(PNB_LIQ) does not Granger Cause D			D(PNB_LIQ) does not Granger Cause D			D(PNB_em) does not Granger Cause D			D(PNB_em) does not Granger Cause D		
1 0.26218 0.6655			0.08380 0.9203			3.37320 0.0661			0.02280 0.9873		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(PRIVATB_LIQ) does not Gr			D(RIB_LIQ) does not Grange			D(RIETUMU_LIQ) does not Gr			D(RIGENSIS_em) does not Gr		
14 0.78566 0.4847			14 0.57772 0.5807			14 1.22252 0.3137			18 1.71812 0.2177		
N			N			N			N		
D(PNB_LIQ) does not Granger Cause D			D(PNB_LIQ) does not Granger Cau			D(PNB_LIQ) does not Granger Cause D			D(PNB_em) does not Granger Cause D		
1 3.90332 0.0600			0.51124 0.6162			0.63172 0.5608			0.02280 0.9873		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(PRIVATB_ROA) does not Grang			D(RIETUMU_ROA) does not			D(RIGENSIS_ROA) does not Gr			D(PRIVATB_ROA) does not Granger Caus		
18 0.67233 0.5274			18 0.45952 0.6415			18 0.19325 0.8266			5.46487 0.0189		
N			N			N			N		
D(PRIVATB_CA) does not Granger Cau			D(PRIVATB_CA) does not Granger Cau			D(PRIVATB_CA) does not Granger Cau			D(PRIVATB_CA) does not Granger Cause		
1 3.64443 0.0465			0.06215 0.9400			5.46487 0.0189			5.46487 0.0189		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(PRIVATB_CA) does not Gr			D(RIETUMU_CA) does not G			D(RIGENSIS_CA) does not Gr			D(PRIVATB_CA) does not Granger Cause		
18 0.03629 0.9645			18 0.46289 0.6394			18 0.27715 0.7623			18 0.27715 0.7623		
N			N			N			N		
D(RIB_CA) does not Granger Cause D			D(PRIVATB_CA) does not Granger Cau			D(PRIVATB_CA) does not Granger Cause			D(PRIVATB_CA) does not Granger Cause		
1 0.42507 0.6625			0.03944 0.9614			0.15645 0.8568			0.15645 0.8568		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(PRIVATB_LIQ) does not Gr			D(RIETUMU_LIQ) does not G			D(RIGENSIS_CA) does not Gr			D(PRIVATB_LIQ) does not Granger Cau		
14 0.78566 0.4847			14 0.57772 0.5807			14 1.22252 0.3137			14 0.51124 0.6162		
N			N			N			N		
D(RIB_LIQ) does not Granger Cause D			D(RIB_LIQ) does not Granger Cau			D(RIB_LIQ) does not Granger Cau			D(RIB_LIQ) does not Granger Cau		
1 3.90332 0.0600			0.51124 0.6162			0.63172 0.5608			0.63172 0.5608		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(RIETUMU_ROA) does not G			D(RIGENSIS_ROA) does not			D(RIETUMU_CA) does not Gr			D(RIGENSIS_CA) does not Gr		
18 1.27728 0.2115			18 0.62391 0.5330			18 0.46289 0.6394			18 0.27715 0.7623		
N			N			N			N		
D(RIB_ROA) does not Granger Cause D			D(RIB_ROA) does not Granger Cause C			D(RIB_CA) does not Granger Cause D			D(RIB_CA) does not Granger Cause D		
1 0.68517 0.5213			0.43673 0.6553			1.82025 0.2038			1.82025 0.2038		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(RIETUMU_CA) does not Gr			D(RIGENSIS_CA) does not G			D(RIB_CA) does not Granger Cause D			D(RIB_CA) does not Granger Cause D		
18 0.05414 0.9475			18 0.44159 0.6099			18 0.44159 0.6099			18 0.44159 0.6099		
N			N			N			N		
D(RIB_CA) does not Granger Cause D			D(RIB_CA) does not Granger Cause D			D(RIB_CA) does not Granger Cause D			D(RIB_CA) does not Granger Cause D		
1 0.36847 0.6988			1.82025 0.2038			1.82025 0.2038			1.82025 0.2038		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(RIETUMU_LIQ) does not G			D(RIGENSIS_em) does not G			D(RIETUMU_em) does not Gr			D(RIGENSIS_em) does not Gr		
14 1.43147 0.2880			18 0.02969 0.9641			18 0.02969 0.9641			18 0.02969 0.9641		
N			N			N			N		
D(RIB_LIQ) does not Granger Cause D			D(RIB_LIQ) does not Granger Cau			D(RIB_LIQ) does not Granger Cau			D(RIB_LIQ) does not Granger Cau		
1 3.91796 0.0597			0.51124 0.6162			0.63172 0.5608			0.63172 0.5608		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(RIGENSIS_ROA) does not G			D(RIGENSIS_CA) does not Gr			D(RIGENSIS_em) does not Gr			D(RIGENSIS_em) does not Gr		
18 0.17041 0.9005			18 0.26513 0.7712			18 0.09289 0.9119			18 0.09289 0.9119		
N			N			N			N		
D(RIETUMU_ROA) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_CA) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau		
1 0.70949 0.4828			0.21653 0.8082			1.49463 0.3605			1.49463 0.3605		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(RIETUMU_CA) does not Gr			D(RIGENSIS_CA) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau		
18 0.26513 0.7712			18 0.21653 0.8082			18 0.09289 0.9119			18 0.09289 0.9119		
N			N			N			N		
D(RIGENSIS_CA) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau		
1 0.21653 0.8082			18 0.09289 0.9119			18 0.09289 0.9119			18 0.09289 0.9119		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(RIGENSIS_em) does not Gr			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau		
18 0.02969 0.9641			18 0.02969 0.9641			18 0.02969 0.9641			18 0.02969 0.9641		
N			N			N			N		
D(RIETUMU_em) does not Granger Cau			D(RIETUMU_em) does not Granger Cau			D(RIETUMU_em) does not Granger Cau			D(RIETUMU_em) does not Granger Cau		
2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau		
2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau		
2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau		
2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610		
N			N			N			N		
Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2			Lags: 2		
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		
D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau			D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau		
2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610			2 1.0123 0.3610		
N			N			N			N		

RIB-Rietumu		RIB-Rigensis	
Pairwise Granger Causality Tests		Pairwise Granger Causality Tests	
Date: 03/18/19 Time: 00:01		Date: 03/18/19 Time: 00:04	
Sample: 1/01/2014 12/31/2018		Sample: 1/01/2014 12/31/2018	
Lags: 2		Lags: 2	
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	
D(RIETUMU_ROA) does not G		D(RIGENSIS_ROA) does not	
18 1.27728 0.2115		18 0.62391 0.5330	
N		N	
D(RIB_ROA) does not Granger Cause D		D(RIB_ROA) does not Granger Cause C	
1 0.68517 0.5213		0.43673 0.6553	
N		N	
Lags: 2		Lags: 2	
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	
D(RIETUMU_CA) does not Gr		D(RIGENSIS_CA) does not G	
18 0.05414 0.9475		18 0.44159 0.6099	
N		N	
D(RIB_CA) does not Granger Cause D		D(RIB_CA) does not Granger Cause D	
1 0.36847 0.6988		1.82025 0.2038	
N		N	
Lags: 2		Lags: 2	
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	
D(RIETUMU_LIQ) does not G		D(RIGENSIS_em) does not G	
14 1.43147 0.2880		18 0.02969 0.9641	
N		N	
D(RIB_LIQ) does not Granger Cause D		D(RIB_LIQ) does not Granger Cau	
1 3.91796 0.0597		0.51124 0.6162	
N		N	
Lags: 2		Lags: 2	
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	
D(RIGENSIS_ROA) does not G		D(RIGENSIS_CA) does not Gr	
18 0.17041 0.9005		18 0.26513 0.7712	
N		N	
D(RIETUMU_ROA) does not Granger Cau		D(RIGENSIS_CA) does not Granger Cau	
1 0.70949 0.4828		0.21653 0.8082	
N		N	
Lags: 2		Lags: 2	
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	
D(RIETUMU_CA) does not Gr		D(RIGENSIS_CA) does not Granger Cau	
18 0.26513 0.7712		18 0.21653 0.8082	
N		N	
D(RIGENSIS_CA) does not Granger Cau		D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau	
1 0.21653 0.8082		18 0.09289 0.9119	
N		N	
Lags: 2		Lags: 2	
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.		Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.	
D(RIGENSIS_em) does not Gr		D(RIGENSIS_em) does not Granger Cau	
18 0.02969 0.9641		18 0	

Veiktie aprēķini un rezultāti Igaunijas banku sektoram

Stacionaritātes testu rezultāti

2010.-2014.g.

31.12.2009.-31.12.2014.	BIG_ROA	BIG_EM	Big_LOA	BIG_CA	BIG_CASH	Cit_ROA	Cit_EM	Cit_LOA	CIT_CA	Cit_CASH	LHV_ROA	LHV_EM	LHV_LOA	LHV_CA	LHV_CASH
													NON-STAT		
p value	0,0000	0,0143	0,0004	0,0001	0,0000	0,0059	0,0009	0,0001	0,0085	0,0014	0,0000	0,0083	0,1447	0,0012	0,0028
lag length (max 4)	0	0	0	0	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	1
DW	2,5560	1,9586	2,1598	1,5093	2,1169	2,1287	2,2973	2,2996	2,0979	2,0987	1,9418	2,0049	2,2381	2,0160	1,7887
p value															
lag length (max 2)															
DW															

OP_ROA	OP_EM	OP_LOA	OP_CA	OP_CASH	SEB_ROA	SEB_EM	SEB_LOA	SEB_CA	SEB_CASH	HAN_ROA	HAN_EM	HAN_LOA	HAN_CA	HAN_CAS	SWE_ROA	SWE_EM	SWE_LOA	SWE_CA	SWE_CASH
				NON-STAT			NON-STAT	NON-STAT	NON-STAT										
0,0000	0,0002	0,0000	0,0012	0,2085	0,0397	0,1511	0,1407	0,8460	0,0605	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0049	0,0006	0,0002	0,0008	0,0047	0,0060
0	0	0	2	1	4	0	0	3	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
2,3210	2,1504	2,0896	2,0804	1,6310	2,0157	2,0448	2,4427	1,8847	1,1936	1,9258	2,0542	2,0301	1,6983	2,0762	1,9792	1,9439	1,9946	1,9147	1,4624
					0			0											
					1,9946			2,1233											

TAR_ROA	TAR_EM	TAR_LOA	TAR_CA	TAR_CASH	VER_ROA	VER_EM	VER_LOA	VER_CA	VER_CASH
		NON-STAT							
0,0000	0,0000	0,8255	0,0376	0,0002	0,0000	0,0056	0,0313	0,0016	0,0065
0	0	2	3	1	0	0	0	1	4
2,2630	0,9117	1,7988	2,7224	2,2805	2,4578	1,9523	1,8382	1,9466	1,4088
					0,0001				0,0029
					0				1
					1,0550				2,2847

2014.-2018.g.

31.12.2013.-31.12.2018.	BIG_ROA	BIG_EM	BIG_LOA	BIG_T1	BIG_Cash	CIT_ROA	CIT_EM	CIT_LOA	CIT_T1	CIT_Cash	COOP_ROA	COOP_EM	COOP_LOA	COOP_T1	COOP_Cas	DAN_nPR	DAN_LOA
													Nav stacionāra				
p value	0,0002	0,0381	0,0000	0,1012	0,6372	0,0013	0,6014	0,0012	0,0009	0,0004	0,0001	0,0003	0,7681	0,0006	0,0010	0,0000	0,0001
lag length (max 4)	3	0	0	3	3	0	3	0	1	0	1	0	0	0	1	0	3
DW	0,973670	2,035337	2,334629	2,041028	1,654970	2,010040	1,755467	1,985778	1,928643	1,763848	2,349452	2,059099	1,832579	1,921635	1,968221	2,059881	1,003262
p value	0,0000			0,0002	0,0011		0,0023						0,7681				0,0000
lag length (max 2)	2			0	1		2						0				2
DW	1,692205			1,939157	2,131665		1,410393						1,832579				1,283889

INB_ROA	INB_EM	INB_LOA	INB_T1	INB_Cash	LHV_ROA	LHV_EM	LHV_LOA	LHV_T1	LHV_Cash	OP_ROA	OP_EM	OP_LOA	OP_T1	OP_Cash	SEB_ROA	SEB_EM	SEB_LOA	SEB_T1	SEB_Cash
0,0160	0,1524	0,0618	0,0767	0,8856	n/a	n/a	0,0351	0,3004	0,3011	0,0001	0,0012	0,0026	0,0022	0,0000	0,0010	0,8424	0,0145	0,0000	
0	0	0	1	1	n/a	n/a	0	3	4	0	0	0	0	1	2	1	2	3	0
2,036379	2,116512	2,016377	2,231761	1,782186	n/a	n/a	1,515311	2,162846	1,993057	1,359205	2,045344	2,024371	2,014742	1,260445	1,496429	2,263162	1,161024	2,232981	
					0,3838	0,7310		0,5571	0,3012	0,0000							0,2716	0,0001	
					2	0		2	0	2							0	0	
					0,660820	1,317347		2,067520	1,839225	0,791221							1,840060	2,207931	

HAN_ROA	HAN_EM	HAN_LOA	HAN_T1	HAN_Cas	SWE_ROA	SWE_EM	SWED_LO	SWED_T1	SWED_Ca	TAR_ROA	TAR_EM	TAR_LOA	TAR_T1	TAR_Cash	VER_ROA	VER_EM	VER_LOA	VER_T1	VER_Cash
			Nav stacionāra																
0,0000	0,0000	0,0253	0,1217	0,0001	0,4669	0,0020	0,0023	0,0032	0,0000	0,0004	0,2477	0,0009		0,0002	0,0001	0,0001	0,0004	0,0008	0,0006
2	2	2	1	0	2	3	0	1	0	0	3	0		0	1	2	0	0	0
2,066771	1,785082	2,141144	1,425219	2,090286	1,753376	2,036176	2,208381	1,632176	2,003851	2,071643	1,144418	2,077262		2,144187	2,399053	2,036782	2,094811	2,152718	1,846947
					0,0003				0,0001				0,0404						
					2				2,233321					2,725244					

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Igaunija. 2010.-2014.g.

Bigbank Citadele	Bigbank Handelsbanken	Bigbank LHV	Bigbank-OP bank	Bigbank-SEB			
Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 13:21 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_CA) does n 8 0.41217 0.948 NEIETEKME D(BIG_CA) does not Grange 0.42639 0.971 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_CASH) does 14 1.39258 0.297 NEIETEKME D(BIG_CASH) does not Gran 2.04529 0.069 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_EM) does r 15 0.19912 0.853 NEIETEKME D(BIG_EM) does not Grange 1.09327 0.327 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_LOA) does 14 0.08974 0.853 NEIETEKME D(BIG_LOA) does not Grang 2.09980 0.178 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_ROA) does 15 2.98327 0.004 CIT vadoji ietekme BIG D(BIG_ROA) does not Grang 4.33840 0.040 BIG ietekme CIT	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 13:37 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_CA) does n 18 0.69171 0.518 NEIETEKME D(BIG_CA) does not 0.31712 0.737 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_C) does n 14 1.28330 0.213 NEIETEKME D(BIG_C) does n 0.31063 0.728 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_EI) does n 18 0.81492 0.461 NEIETEKME D(BIG_EI) does not n 1.77933 0.084 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_LI) does n 14 0.20279 0.851 NEIETEKME D(BIG_LOA) does n 1.30952 0.318 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_R) does n 18 0.98176 0.321 NEIETEKME D(BIG_ROA) does n 0.05518 0.946 NEIETEKME	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 13:41 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HUV_CA) does n 18 0.2573 0.800 NEIETEKME D(BIG_CA) does not 0.51495 0.428 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HUV_C) does n 14 2.63958 0.123 LHV vaji ietekme BIG D(BIG_C) does n 0.31063 0.728 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HUV_EI) does n 18 0.05141 0.950 NEIETEKME D(BIG_EI) does not n 2.13447 0.150 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HUV_LI) does n 18 0.29427 0.851 NEIETEKME D(BIG_LOA) does n 0.47995 0.628 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HUV_R) does n 18 0.29427 0.851 NEIETEKME D(BIG_ROA) does n 0.47995 0.628 NEIETEKME	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 14:31 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_CA) does n 18 1.60775 0.2377 NEIETEKME D(BIG_CA) does not 0.40647 0.6742 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_EM) does n 18 1.41337 0.2783 NEIETEKME D(BIG_EM) does not 2.26277 0.1435 BIG vaji ietekme OP Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_LO) does n 14 1.99442 0.3467 NEIETEKME D(BIG_LOA) does n 26.7261 1.000 BIG ietekme OP Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_RO) does n 18 0.26837 0.7888 NEIETEKME D(BIG_ROA) does n 0.09343 0.9114 NEIETEKME	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 14:34 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_CA) does n 18 1.46125 0.2676 NEIETEKME D(BIG_CA) does not 3.59045 0.0573 BIG ietekme SEB Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_C) does n 18 4.37095 0.0353 SEB ietekme BIG D(BIG_C) does not 3.17000 0.0756 BIG vadoji ietekme SEB			
Bigbank-SWEDbank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 14:36 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_CA) does n 18 0.09758 0.9077 NEIETEKME D(BIG_CA) does not 0.66945 0.5288 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_C) does n 18 0.56208 0.5833 NEIETEKME D(BIG_C) does not 0.29821 0.7473 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_LI) does n 14 0.01007 0.9000 NEIETEKME D(BIG_LOA) does n 0.00695 0.9391 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_R) does n 18 2.68072 0.1254 SWE vaji ietekme BIG D(BIG_ROA) does n 1.13106 0.3525 NEIETEKME	Bigbank-Taripank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 15:17 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_CA) does n 14 0.73058 0.5081 NEIETEKME D(BIG_CASH) does n 0.12688 0.8824 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_EH) does n 18 0.08750 0.9158 NEIETEKME D(BIG_EM) does not n 0.79614 0.4719 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_RC) does n 18 0.38835 0.6858 NEIETEKME D(BIG_ROA) does n 0.41330 0.6695 NEIETEKME	Bigbank-Versobank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 15:18 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_CA) does n 18 0.31770 0.7331 NEIETEKME D(BIG_CA) does not 0.08808 0.9162 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_C) does n 14 2.86856 0.1087 VER vaji ietekme BIG D(BIG_C) does n 0.52568 0.6082 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_EN) does n 18 1.80913 0.2027 NEIETEKME D(BIG_EM) does not 0.34608 0.7138 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_LO) does n 14 0.01876 0.9835 NEIETEKME D(BIG_LOA) does n 1.45567 0.2833 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_RC) does n 18 0.78464 0.4767 NEIETEKME D(BIG_ROA) does n 0.53784 0.5365 NEIETEKME	Citadele-Handelsbanken Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 15:28 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_CA) does n 8 2.63382 0.1186 NEIETEKME D(CIT_CA) does not Granger 1.20490 0.4180 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_C) does n 15 0.08632 0.9180 NEIETEKME D(CIT_C) does not Gran 0.09972 0.9090 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_EI) does n 15 0.90163 0.4363 NEIETEKME D(CIT_EI) does not Grange 0.20177 0.6405 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_LOA) does n 15 1.34194 0.2094 NEIETEKME D(CIT_LOA) does not Grange 0.49285 0.6241 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_ROA) does n 15 0.12109 0.9389 NEIETEKME D(CIT_ROA) does not Grang 0.11056 0.8964 NEIETEKME	Citadele-LHV Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 15:30 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_CA) does n 8 3.04203 0.1898 NEIETEKME D(CIT_CA) does not 2.85337 0.2027 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_C) does n 15 3.20098 0.0842 LHV vadoji ietekme CIT D(CIT_C) does n 0.17179 0.6826 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_EI) does n 15 2.50989 0.1308 LHV vaji ietekme CIT D(CIT_EI) does not 1.85662 0.2605 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_LI) does n 15 0.81198 0.4127 NEIETEKME D(CIT_LOA) does n 2.40731 0.1401 CIT vaji ietekme LHV D(BIG_ROA) does n 0.05518 0.946 NEIETEKME	Citadele-OP bank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 15:32 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_CA) does n 8 0.28843 0.7675 NEIETEKME D(CIT_CA) does not 0.38728 0.7026 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_C) does n 15 0.06632 0.4448 NEIETEKME D(CIT_C) does not 0.68865 0.4929 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_LO) does n 15 75.8993 0.00009 OP ietekme CIT D(CIT_LOA) does n 0.02637 0.9835 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_RO) does n 15 0.02486 0.9802 NEIETEKME D(CIT_ROA) does n 0.00884 0.9962 NEIETEKME	Citadele-SEB Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 15:36 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_CA) does n 8 2.55054 0.1254 NEIETEKME D(CIT_CA) does not 0.26763 0.7817 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_C) does n 15 5.15751 0.0289 SEB ietekme CIT D(CIT_C) does not 0.29123 0.7429 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_LI) does n 15 0.00536 0.9947 NEIETEKME D(CIT_LOA) does n 0.01499 0.9805 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_R) does n 15 2.57839 0.1220 SWE vaji ietekme CIT D(CIT_ROA) does n 12.7190 0.0018 CIT ietekme SWED	Citadele-SWEDbank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 15:37 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_CA) does n 8 0.27107 0.7794 NEIETEKME D(CIT_CA) does not 37.5648 0.0075 CIT ietekme SWED Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_C) does n 15 0.61615 0.5381 NEIETEKME D(CIT_C) does not 0.62233 CIT ietekme SWED Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_LI) does n 15 0.00536 0.9947 NEIETEKME D(CIT_LOA) does n 0.01499 0.9805 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_R) does n 15 2.57839 0.1220 SWE vaji ietekme CIT D(CIT_ROA) does n 12.7190 0.0018 CIT ietekme SWED
Citadele-Taripank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 15:39 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_CA) does n 15 0.33232 0.7249 NEIETEKME D(CIT_CASH) does n 0.61178 0.5615 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_E) does n 15 1.34194 0.2094 NEIETEKME D(CIT_EM) does not 0.05011 0.9514 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_RC) does n 15 2.67795 0.1171 TAR vaji ietekme CIT D(CIT_ROA) does n 0.04570 0.9555 NEIETEKME	Citadele-Versobank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 15:42 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_CA) does n 8 0.14048 0.8743 NEIETEKME D(CIT_CA) does not 5.84515 0.0923 CIT vadoji ietekme VER Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_C) does n 15 1.77756 0.2385 NEIETEKME D(CIT_C) does n 0.13379 0.8763 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_EN) does n 15 0.82261 0.4660 NEIETEKME D(CIT_EM) does not 0.80300 0.4749 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_LO) does n 15 1.68306 0.2384 NEIETEKME D(CIT_LOA) does n 1.16181 0.3518 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_RC) does n 15 2.18162 0.1636 NEIETEKME D(CIT_ROA) does n 0.23031 0.7984 NEIETEKME	Handelsbanken-Versobank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 18:30 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_CA) does n 18 1.27233 0.3129 NEIETEKME D(HAN_CA) does not 0.41013 0.6749 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_C) does n 18 0.75866 0.4887 NEIETEKME D(HAN_C) does n 2.00796 0.1738 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_EN) does n 18 0.49525 0.6205 NEIETEKME D(HAN_EM) does n 1.12603 0.3540 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_LO) does n 18 0.29674 0.7481 NEIETEKME D(HAN_LOA) does n 0.78196 0.4779 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_RC) does n 18 0.03745 0.9633 NEIETEKME D(HAN_ROA) does n 1.20381 0.3314 NEIETEKME					
Handelsbanken-LHV Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 18:38 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_CA) does n 18 0.25119 0.7915 NEIETEKME D(HAN_CA) does not 0.30877 0.7386 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_C) does n 18 0.99064 0.3977 NEIETEKME D(HAN_C) does not Gra 0.37624 0.6987 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_EI) does n 18 0.85210 0.4490 NEIETEKME D(HAN_EI) does not Grang 0.70553 0.5427 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_LOA) does n 18 0.06917 0.9381 NEIETEKME D(HAN_ROA) does not Gran 0.54140 0.6045 NEIETEKME	Handelsbanken-OP bank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 18:39 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_CA) does n 18 1.53014 0.1531 NEIETEKME D(HAN_CA) does n 1.88825 0.1881 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_EM) does n 18 0.59208 0.5674 NEIETEKME D(HAN_EM) does n 1.31104 0.3029 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_LO) does n 18 0.81250 0.4651 NEIETEKME D(HAN_LOA) does n 1.02095 0.3874 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_RO) does n 18 0.94308 0.4135 NEIETEKME D(HAN_ROA) does n 0.88551 0.4605 NEIETEKME	Handelsbanken-SEB Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 18:28 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_CA) does n 18 0.57574 0.5760 NEIETEKME D(HAN_CA) does not 0.26263 0.7459 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_C) does n 18 0.23502 0.7938 NEIETEKME D(HAN_C) does n 0.42328 0.6626 NEIETEKME	Handelsbanken-SWEDbank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 18:25 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_CA) does n 18 0.16520 0.8495 NEIETEKME D(HAN_CA) does n 3.07787 0.0005 HAN vadoji ietekme SWE Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_C) does n 18 0.98807 0.3952 NEIETEKME D(HAN_C) does n 0.90666 0.4279 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_LI) does n 18 0.28875 0.7553 NEIETEKME D(HAN_LOA) does n 0.48967 0.6237 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_R) does n 18 0.22587 0.8009 NEIETEKME D(HAN_ROA) does n 0.10708 0.8992 NEIETEKME	Handelsbanken-Taripank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 18:27 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_CA) does n 18 3.61033 0.0566 TAR vadoji ietekme HAN D(HAN_C) does n 0.17080 0.8449 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_E) does n 18 12.5130 0.0009 TAR ietekme HAN D(HAN_EM) does n 1.98774 0.1765 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_RC) does n 18 2.05057 0.7820 NEIETEKME D(HAN_ROA) does n 0.12750 0.8514 NEIETEKME			
LHV-OP bank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 18:33 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_CA) does n 18 1.18630 0.3049 NEIETEKME D(LHV_CA) does not Grange 1.01198 0.3004 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_EM) does n 18 0.81822 0.4191 NEIETEKME D(LHV_C) does not 1.46951 0.0558 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_LO) does n 18 1.09249 0.3043 NEIETEKME D(LHV_LOA) does not Gran 0.65190 0.5373 NEIETEKME	LHV-SEB Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 18:34 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_CA) does n 18 0.82339 0.4168 NEIETEKME D(LHV_CA) does not 0.56060 0.5841 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_C) does n 18 1.20022 0.2858 NEIETEKME D(LHV_C) does n 0.47085 0.6347 NEIETEKME	LHV-SWEDbank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 18:35 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_CA) does n 18 4.33840 0.040 SWE ietekme LHV D(LHV_CA) does not 0.29818 0.7472 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_C) does n 18 0.10257 0.9031 SWE ietekme LHV D(LHV_C) does n 0.40280 0.6435 SWE ietekme SWED Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWE_LI) does n 18 7.77115 0.0001 SWE ietekme LHV D(LHV_LOA) does n 0.12803 0.8809 NEIETEKME	LHV-Versobank Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/21/20 Time: 18:40 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_CA) does n 18 0.00004 0.9996 NEIETEKME D(LHV_C) does not 2.25196 0.1445 LHV vaji ietekme VER Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_C) does n 18 0.54149 0.6045 NEIETEKME D(LHV_EM) does n 0.73962 0.5363 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_EN) does n 18 0.03210 0.9685 NEIETEKME D(LHV_EM) does n 0.28817 0.7543 NEIETEKME Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_LO) does n 18 0.93340 0.3130 NEIETEKME D(LHV_LOA) does n 0.46513 0.6389 NEIETEKME				

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Igaunija. 2010.-2014.g.

OP bank-SEB				OP bank-SWEDbank				OP bank-Taripank				OP bank-Versobank			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 03/21/20 Time: 18:43				Date: 03/21/20 Time: 18:45				Date: 03/21/20 Time: 18:46				Date: 03/21/20 Time: 18:48			
Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.			
D(SEB_CA) does r 18 0.37704 0.6931 NEIETEKMĒ				D(SWE_C) 18 0.20894 0.8141 NEIETEKMĒ				D(TAR_EH) 18 0.82479 0.4600 NEIETEKMĒ				D(VER_CA) 18 0.57992 0.5738 NEIETEKMĒ			
D(OP_CA) does not Granger 0.04826 0.9531 NEIETEKMĒ				D(OP_CA) does not 0.92504 0.4211 NEIETEKMĒ				D(OP_EM) does not 2.20794 0.1494 OP vāji ietekmē TAR				D(VER_CA) does not 0.94856 0.4125 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.			
D(SEB_ROA) does 18 0.10621 0.9000 NEIETEKMĒ				D(SWE_EI) 18 1.67583 0.2252 NEIETEKMĒ				D(TAR_RC) 18 0.22133 0.8044 NEIETEKMĒ				D(VER_EN) 18 0.52238 0.6050 NEIETEKMĒ			
D(OP_ROA) does not Grang 0.50316 0.6159 NEIETEKMĒ				D(OP_EM) does not 0.35850 0.7054 NEIETEKMĒ				D(OP_ROA) does no 2.31942 0.1376 OP vāji ietekmē TAR				D(OP_EM) does not 4.14509 0.0405 OP ietekmē VER			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.			
D(SWE_LI) 18 0.04683 0.9544 NEIETEKMĒ				D(SWE_LI) 18 0.04683 0.9544 NEIETEKMĒ				D(VER_LC) 18 0.46633 0.6374 NEIETEKMĒ				D(VER_LC) 18 0.46633 0.6374 NEIETEKMĒ			
D(OP_LOA) does not 0.06456 0.9378 NEIETEKMĒ				D(OP_LOA) does not 0.06456 0.9378 NEIETEKMĒ				D(OP_LOA) does not 0.99883 0.3949 NEIETEKMĒ				D(OP_LOA) does not 0.99883 0.3949 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.			
D(SWE_RI) 18 0.14896 0.8631 NEIETEKMĒ				D(SWE_RI) 18 0.14896 0.8631 NEIETEKMĒ				D(VER_RC) 18 0.35528 0.7076 NEIETEKMĒ				D(VER_RC) 18 0.35528 0.7076 NEIETEKMĒ			
D(OP_ROA) does no 0.04230 0.9587 NEIETEKMĒ				D(OP_ROA) does no 0.04230 0.9587 NEIETEKMĒ				D(OP_ROA) does no 0.12207 0.3552 NEIETEKMĒ				D(OP_ROA) does no 0.12207 0.3552 NEIETEKMĒ			

SEB-SWEDbank				SEB-Taripank				SEB-Versobank			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 03/21/20 Time: 18:58				Date: 03/21/20 Time: 18:59				Date: 03/21/20 Time: 19:00			
Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.			
D(SEB_CA) does 18 0.47245 0.6338 NEIETEKMĒ				D(TAR_RC) 18 0.20692 0.8157 NEIETEKMĒ				D(VER_CA) 18 0.94642 0.4133 NEIETEKMĒ			
D(SEB_ROA) does not Grange 1.45527 0.2690 NEIETEKMĒ				D(SEB_ROA) does not 0.21003 0.8193 NEIETEKMĒ				D(SEB_CA) does not 1.90640 0.1879 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.			
D(SWE_ROA) doe 18 1.32005 0.3007 NEIETEKMĒ				D(SWE_ROA) doe 18 1.32005 0.3007 NEIETEKMĒ				D(VER_RC) 18 0.26577 0.7707 NEIETEKMĒ			
D(SEB_ROA) does not Grang 1.67130 0.2260 NEIETEKMĒ				D(SEB_ROA) does not 1.67130 0.2260 NEIETEKMĒ				D(SEB_ROA) does not 1.24083 0.3212 NEIETEKMĒ			

Swedbank-Taripank				Swedbank-Versobank			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 03/21/20 Time: 19:02				Date: 03/21/20 Time: 19:02			
Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.			
D(TAR_EM) does 18 0.52530 0.6894 NEIETEKMĒ				D(VER_CA) 18 0.22193 0.8939 NEIETEKMĒ			
D(SWE_EM) does not Grang 0.79481 0.4724 NEIETEKMĒ				D(SWE_CA) does not 1.33887 0.2960 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.			
D(TAR_ROA) doe 18 0.78328 0.4773 NEIETEKMĒ				D(VER_EN) 18 0.45824 0.6422 NEIETEKMĒ			
D(SWE_ROA) does not Gran 0.32322 0.7295 NEIETEKMĒ				D(SWE_EM) does not 0.35873 0.7053 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.			
D(VER_LC) 18 0.97092 0.4046 NEIETEKMĒ				D(VER_LC) 18 0.97092 0.4046 NEIETEKMĒ			
D(SWE_LOA) does not 0.87454 0.4802 NEIETEKMĒ				D(SWE_LOA) does not 0.87454 0.4802 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypo Obs F-Statistic Prob.			
D(VER_RC) 18 2.76555 0.0998 VER vidēji ietekmē SWED				D(VER_RC) 18 2.76555 0.0998 VER vidēji ietekmē SWED			
D(SWE_ROA) does not 0.02397 0.9764 NEIETEKMĒ				D(SWE_ROA) does not 0.02397 0.9764 NEIETEKMĒ			

Taripank-Versobank			
Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 03/21/20 Time: 19:05			
Sample: 2009Q4 2014Q4			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(VER_CASH) doe 18 0.05858 0.9434 NEIETEKMĒ			
D(TAR_CASH) does not Grar 0.06014 0.9419 NEIETEKMĒ			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(VER_EM) does 18 1.25630 0.3171 NEIETEKMĒ			
D(TAR_EM) does not Grangi 1.14100 0.3495 NEIETEKMĒ			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(VER_ROA) does 18 1.20500 0.3311 NEIETEKMĒ			
D(TAR_ROA) does not Grang 0.73250 0.4995 NEIETEKMĒ			

	Kopā
Cik daudz saikņu iespējams	244
Cik daudz stipri pozitīvu	15
Cik daudz vidēji pozitīvu	6
Cik daudz vāji pozitīvu	11
Cik daudz saikņu kopā	32
Saikņu apmēra īpatsvars	13,1%
Ciešo saikņu īpatsvars	6,1%
Vidējo saikņu īpatsvars	2,5%
Vājo saikņu īpatsvars	4,5%

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Igaunija. 2014.-2018.g.

Coop-SEB	Coop-SWEDbank	Coop-Taripank	Coop-Versobank
Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 16:59 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_CA) 17 0.52229 0.6060 NEIETEKMĒ D(COOP_CASH) does r 1.17941 0.3383 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_EN) 18 0.52315 0.6046 NEIETEKMĒ D(COOP_EM) does r 1.17941 0.3383 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_RC) 18 0.03216 0.9684 NEIETEKMĒ D(COOP_ROA) does 3.87374 0.0479 COOP ietekmē SEB Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SEB_TI) 17 0.67604 0.5270 NEIETEKMĒ D(COOP_TI) does n 0.84996 0.4516 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 17:01 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(COOP_) 17 0.67168 0.5290 NEIETEKMĒ D(SWED_CASH) does r 1.29532 0.3095 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_) 18 2.66201 0.1074 SWED vāji ietekmē D(COOP_EM) does r 1.19010 0.3353 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_) 18 0.13677 0.8734 NEIETEKMĒ D(COOP_ROA) does 2.21037 0.1492 COOP vāji ietekmē ROA Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_) 17 0.76483 0.4868 NEIETEKMĒ D(COOP_TI) does n 2.57641 0.1172 COOP vāji ietekmē TI	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 17:03 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(COOP_) 17 0.07576 0.9275 NEIETEKMĒ D(TAR_CASH) does r 1.23719 0.3247 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(COOP_) 18 1.48780 0.2619 NEIETEKMĒ D(COOP_EM) does n 0.67802 0.5247 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_RC) 18 0.54877 0.5905 NEIETEKMĒ D(COOP_ROA) does 1.84105 0.1977 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_TI) 10 0.50878 0.6293 NEIETEKMĒ D(COOP_TI) does n 0.20662 0.8199 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 17:05 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(COOP_) 13 0.26134 0.7763 NEIETEKMĒ D(VER_CASH) does r 0.33590 0.7243 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_EN) 14 0.66781 0.5365 NEIETEKMĒ D(COOP_EM) does r 0.08248 0.9215 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(COOP_) 14 0.62599 0.5565 NEIETEKMĒ D(VER_ROA) does n 0.57223 0.5835 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(COOP_) 13 0.88626 0.4491 NEIETEKMĒ D(VER_TI) does not 0.20140 0.8216 NEIETEKMĒ

Danske-Handelsbanken	Danske-InBank	Danske-LHV	Danske-OP bank	Danske-SEB
Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:18 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_LOA) does 24 0.52031 0.6112 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does not Grang 0.43309 0.6736 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_ROA) does 14 0.87904 0.4491 NEIETEKMĒ D(DAN_NPROF) does not G 0.51837 0.6122 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:20 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_RC) 8 0.14507 0.8707 NEIETEKMĒ D(HAN_NPROF) does 0.64879 0.5832 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:21 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_LI) 14 0.59006 0.5713 NEIETEKMĒ D(LHV_LOA) does n 0.00206 0.9979 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:22 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_LI) 14 0.74888 0.5011 NEIETEKMĒ D(OP_LOA) does not 0.34797 0.8645 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_ROA) 14 0.54607 0.5973 NEIETEKMĒ D(DAN_NPROF) does 0.33411 0.7245 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:23 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_CASH) does 14 0.73835 0.5048 NEIETEKMĒ D(DAN_NPROF) does not Gr: 0.60568 0.5665 NEIETEKMĒ
Handelsbanken-InBank Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:35 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_LOA) does 12 1.31596 0.3272 NEIETEKMĒ D(HAN_ROA) does not Grang 0.14480 0.8677 NEIETEKMĒ	Handelsbanken-LHV Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:36 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_LI) 18 1.12549 0.3542 NEIETEKMĒ D(LHV_LOA) does n 7.58920 0.0056 LHV ietekmē HAN	Handelsbanken-OP bank Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:37 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_C) 18 1.40794 0.2796 NEIETEKMĒ D(OP_CASH) does n 0.78476 0.4767 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_E) 18 0.75239 0.4903 NEIETEKMĒ D(OP_EM) does not 2.00015 0.1748 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_LO) 18 0.37136 0.6969 NEIETEKMĒ D(HAN_LOA) does n 0.55667 0.5892 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_RO) 18 1.87486 0.3926 NEIETEKMĒ D(HAN_ROA) does n 2.78905 0.0982 HAN vāji ietekmē OP	Handelsbanken-SEB Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:39 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_C) 18 0.30366 0.7432 NEIETEKMĒ D(VER_CASH) does r 0.03910 0.9518 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_EN) 18 1.01804 0.3884 NEIETEKMĒ D(HAN_EM) does n 2.25309 0.1465 HAN vāji ietekmē SEB Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_RC) 18 1.30364 0.2900 NEIETEKMĒ D(HAN_ROA) does n 1.56766 0.2455 NEIETEKMĒ	Handelsbanken-SWEDbank Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:41 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_CASH) does 18 0.85068 0.4496 NEIETEKMĒ D(SWED_CASH) does not Gr: 2.91822 0.0898 SWED vāji ietekmē HAN Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_EM) does 18 2.27700 0.1479 SWED vāji ietekmē HAN D(HAN_EM) does not Grang 0.04039 0.9590 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_LOA) does 18 0.96880 0.4053 NEIETEKMĒ D(HAN_LOA) does not Grang 1.35547 0.2920 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_ROA) does 18 0.29797 0.7765 NEIETEKMĒ D(HAN_ROA) does not Grang 0.46619 0.6375 NEIETEKMĒ

Danske-SWEDbank	Danske-Taripank	Danske-Versobank
Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:23 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_) 14 3.56338 0.0725 SWED vīdēji ietekmē D(DAN_LOA) does n 0.13662 0.8741 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_) 14 0.07550 0.9279 NEIETEKMĒ D(DAN_NPROF) does 1.43967 0.2868 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:25 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_LOA) 14 0.38991 0.6880 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does n 0.12756 0.8818 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_RC) 14 1.08601 0.3780 NEIETEKMĒ D(DAN_NPROF) does 1.02278 0.3979 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:26 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_LOA) 14 0.05998 0.9422 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does n 0.15177 0.8613 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_RC) 14 0.97483 0.4138 NEIETEKMĒ D(DAN_NPROF) does 0.03864 0.9623 NEIETEKMĒ

Handelsbanken-Taripank	Handelsbanken-Versobank
Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:43 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_C) 18 0.83602 0.4555 NEIETEKMĒ D(TAR_CASH) does r 0.06066 0.9414 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_EN) 18 0.52034 0.6062 NEIETEKMĒ D(HAN_EM) does n 3.16809 0.0757 HAN ietekmē TAR Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_LI) 18 2.70950 0.1038 HAN vāji ietekmē TAR D(TAR_LOA) does n 1.49430 0.2605 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(TAR_RC) 18 1.23477 0.3229 NEIETEKMĒ D(HAN_ROA) does n 0.96458 0.4068 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:45 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(VER_C) 14 2.21591 0.1650 NEIETEKMĒ D(HAN_CASH) does 1.07649 0.3809 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_EI) 14 0.09621 0.9092 NEIETEKMĒ D(VER_EM) does n 1.66388 0.2427 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_LI) 14 0.97805 0.4127 NEIETEKMĒ D(VER_LOA) does n 4.85169 0.0372 VER ietekmē HAN Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_RI) 14 0.29173 0.7538 NEIETEKMĒ D(VER_ROA) does n 5.79049 0.0242 VER ietekmē HAN

InBank-LHV	InBank-OP bank	InBank-SEB	InBank-SWEDbank
n/a	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:51 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(INB_RC) 12 0.18870 0.8321 NEIETEKMĒ D(OP_ROA) does n 0.71510 0.5217 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:52 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(INB_RC) 12 0.16468 0.8514 NEIETEKMĒ D(VER_ROA) does n 1.05384 0.3980 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 20:53 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(SWED_) 12 1.50415 0.2861 NEIETEKMĒ D(INB_ROA) does n 0.20556 0.9739 NEIETEKMĒ
Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 21:01 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(OP_LOA) does 18 1.70181 0.2206 NEIETEKMĒ D(LHV_LOA) does not Grang 0.11779 0.8898 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 21:01 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_LI) 18 2.15929 0.1550 NEIETEKMĒ D(SWED_LOA) does 0.46328 0.6392 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 21:02 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_LI) 18 0.40464 0.6753 NEIETEKMĒ D(TAR_LOA) does n 4.51996 0.0222 TAR ietekmē LHV	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/23/19 Time: 21:03 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(LHV_LOA) does 14 0.37904 0.6949 NEIETEKMĒ D(VER_LOA) does not Grang 2.12671 0.1752 NEIETEKMĒ

InBank-Versobank			
Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 04/23/19 Time: 20:56			
Sample: 2013Q4 2018Q4			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.	
D(INB_RC)	8	0.72091 0.5551	NEIETEKMĒ
D(VER_ROA) does n	1.55868	0.3434	NEIETEKMĒ

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Igaunija. 2014.-2018.g.

OP bank-SEB				OP bank-Swedbank				OP bank-Taripank				OP bank-Versobank							
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests							
Date: 04/23/19 Time: 21:04				Date: 04/23/19 Time: 21:06				Date: 04/23/19 Time: 21:09				Date: 04/23/19 Time: 21:11							
Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4							
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2							
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.					
D(SEB_CASH) dc	18	0.64415	0.5411	NEIETEKMĒ	D(SWED_	18	1.39477	0.2826	NEIETEKMĒ	D(TAR_C/	18	0.11872	0.8890	NEIETEKMĒ	D(VER_C/	14	2.16267	0.1710	NEIETEKMĒ
D(OP_CASH) does not Gr	1.74879	0.2125	NEIETEKMĒ	D(OP_CASH) does no	0.86698	0.4432	NEIETEKMĒ	D(OP_CASH) does n	0.22008	0.8054	NEIETEKMĒ	D(OP_CASH) does n	2.54254	0.1333	OP vāji ietekmē Verso				
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2							
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.					
D(SEB_EM) doe	18	0.94510	0.4138	NEIETEKMĒ	D(SWED_	18	0.12358	0.8848	NEIETEKMĒ	D(TAR_E/	18	1.37147	0.2881	NEIETEKMĒ	D(VER_E/	14	0.36964	0.7010	NEIETEKMĒ
D(OP_EM) does not Gr	0.33107	0.7240	NEIETEKMĒ	D(OP_EM) does not	3.87994	0.0477	OP ietekmē SWED	D(OP_EM) does not	1.80926	0.2027	NEIETEKMĒ	D(OP_EM) does not	4.57690	0.0425	OP ietekmē Verso				
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2							
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.					
D(SEB_ROA) do	18	0.95126	0.4116	NEIETEKMĒ	D(SWED_	18	2.35379	0.1942	SWED vāji ietekmē O	D(TAR_LC	18	0.50635	0.6141	NEIETEKMĒ	D(VER_LC	14	0.89988	0.4403	NEIETEKMĒ
D(OP_ROA) does not Gr	0.27515	0.7638	NEIETEKMĒ	D(OP_LOA) does no	0.67896	0.5243	NEIETEKMĒ	D(OP_LOA) does no	1.08298	0.3673	NEIETEKMĒ	D(OP_LOA) does no	2.66255	0.1235	OP vāji ietekmē Verso				
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2							
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.					
D(OP_T1) does r	18	0.50556	0.6146	NEIETEKMĒ	D(SWED_	18	0.75069	0.4914	NEIETEKMĒ	D(TAR_RC	18	0.62484	0.5507	NEIETEKMĒ	D(VER_RC	14	3.00419	0.1001	VER ietekmē OP
D(SEB_T1) does not Gr	0.76177	0.4866	NEIETEKMĒ	D(OP_ROA) does no	0.01982	0.9804	NEIETEKMĒ	D(OP_ROA) does no	0.91944	0.4232	NEIETEKMĒ	D(OP_ROA) does no	0.15132	0.8617	NEIETEKMĒ				
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2							
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.					
D(SWED_T1)	18	0.38124	0.6904	NEIETEKMĒ	D(SWED_	18	0.38124	0.6904	NEIETEKMĒ	D(TAR_T1	10	1.36093	0.3374	NEIETEKMĒ	D(OP_T1)	14	0.09054	0.9143	NEIETEKMĒ
D(SEB_T1) does not Gr	0.76177	0.4866	NEIETEKMĒ	D(OP_T1) does not	0.40850	0.6729	NEIETEKMĒ	D(OP_T1) does not	0.15250	0.8624	NEIETEKMĒ	D(OP_T1) does not	0.39753	0.6832	NEIETEKMĒ				

SEB-Swedbank				SEB-Taripank				SEB-Versobank						
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests						
Date: 04/23/19 Time: 21:35				Date: 04/23/19 Time: 21:37				Date: 04/23/19 Time: 21:40						
Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4						
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2						
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.				
D(SWED_CASH)	18	0.47879	0.6300	NEIETEKMĒ	D(TAR_C/	18	2.73767	0.1018	TAR ietekmē SEB	D(VER_C/	14	1.55679	0.2626	NEIETEKMĒ
D(SEB_CASH) does not Gr	3.37311	0.0661	SEB ietekmē SWED	D(SEB_CASH) does r	0.67642	0.5255	NEIETEKMĒ	D(SEB_CASH) does r	0.16741	0.8484	NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2						
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.				
D(SWED_EM) dc	18	0.96376	0.4071	NEIETEKMĒ	D(SEB_EM)	18	5.28024	0.0210	SEB ietekmē TAR	D(SEB_EM)	14	4.17417	0.0522	SEB vidēji ietekmē VER
D(SEB_EM) does not Gr	0.56220	0.5811	NEIETEKMĒ	D(TAR_EM) does no	0.30817	0.7400	NEIETEKMĒ	D(VER_EM) does no	0.31773	0.7356	NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2						
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.				
D(SWED_ROA) c	18	0.18930	0.8298	NEIETEKMĒ	D(TAR_RC	18	1.82456	0.2003	NEIETEKMĒ	D(VER_RC	14	3.86781	0.0613	VER vidēji ietekmē SEB
D(SEB_ROA) does not Gr	0.20644	0.8161	NEIETEKMĒ	D(SEB_ROA) does n	1.36827	0.2889	NEIETEKMĒ	D(SEB_ROA) does n	0.11391	0.8936	NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2						
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.				
D(SWED_T1) do	18	0.40741	0.6736	NEIETEKMĒ	D(TAR_T1	10	2.45313	0.1810	NEIETEKMĒ	D(VER_T1	14	1.66039	0.2433	NEIETEKMĒ
D(SEB_T1) does not Gr	2.10159	0.1619	NEIETEKMĒ	D(SEB_T1) does not	11.0696	0.0146	SEB ietekmē TAR	D(SEB_T1) does not	0.31893	0.7348	NEIETEKMĒ			

Swedbank-Taripank				Swedbank-Versobank					
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests					
Date: 04/23/19 Time: 21:43				Date: 04/23/19 Time: 21:46					
Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4					
Lags: 2				Lags: 2					
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.			
D(TAR_CASH) dc	18	1.83995	0.1979	NEIETEKMĒ	D(VER_C/	14	0.03440	0.9663	NEIETEKMĒ
D(SWED_CASH) does not G	0.52837	0.6017	NEIETEKMĒ	D(SWED_CASH) doe	0.45596	0.6477	NEIETEKMĒ		
Lags: 2				Lags: 2					
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.			
D(TAR_EM) doe	18	0.74123	0.4956	NEIETEKMĒ	D(VER_EN)	14	9.52728	0.0060	VER ietekmē SWED
D(SWED_EM) does not Gr	0.77885	0.4792	NEIETEKMĒ	D(SWED_EM) does r	0.46218	0.6441	NEIETEKMĒ		
Lags: 2				Lags: 2					
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.			
D(TAR_LOA) doe	18	0.28134	0.7593	NEIETEKMĒ	D(VER_LC)	14	2.85922	0.1093	VER vāji ietekmē Swed
D(SWED_LOA) does not Gr	2.27902	0.1418	Swed vāji ietekmē TA	D(SWED_LOA) does	1.01517	0.4004	NEIETEKMĒ		
Lags: 2				Lags: 2					
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.			
D(SWED_ROA) c	18	0.13701	0.8732	NEIETEKMĒ	D(VER_RC)	14	2.41225	0.1449	NEIETEKMĒ
D(TAR_ROA) does not Gr	2.64704	0.1085	TAR vāji ietekmē SWI	D(SWED_ROA) does	0.26274	0.7746	NEIETEKMĒ		
Lags: 2				Lags: 2					
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.			
D(SWED_T1) do	10	0.76409	0.5134	NEIETEKMĒ	D(SWED_)	14	0.04024	0.9607	NEIETEKMĒ
D(TAR_T1) does not Gr	12.8913	0.0106	TAR ietekmē SWED	D(VER_T1) does not	1.27896	0.3244	NEIETEKMĒ		

Taripank-Versobank				
Pairwise Granger Causality Tests				
Date: 04/23/19 Time: 21:50				
Sample: 2013Q4 2018Q4				
Lags: 2				
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		
D(VER_CASH) dc	14	0.73215	0.5075	NEIETEKMĒ
D(TAR_CASH) does not Gr	0.10609	0.9005	NEIETEKMĒ	
Lags: 2				
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		
D(VER_EM) doe	14	1.60599	0.2533	NEIETEKMĒ
D(TAR_EM) does not Gr	4.42148	0.0460	TAR ietekmē VER	
Lags: 2				
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		
D(VER_LOA) doe	14	1.66715	0.2421	NEIETEKMĒ
D(TAR_LOA) does not Gr	0.17679	0.8408	NEIETEKMĒ	
Lags: 2				
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		
D(VER_ROA) do	14	0.79550	0.4807	NEIETEKMĒ
D(TAR_ROA) does not Gr	0.03048	0.9701	NEIETEKMĒ	
Lags: 2				
Null Hypothesis: Obs	F-Statistic	Prob.		
D(TAR_T1) doe	6	0.19635	0.8474	NEIETEKMĒ
D(VER_T1) does not Gr	1.64060	0.4833	NEIETEKMĒ	

Kopā	
Cik daudz saikņu iespējams	382
Cik daudz stipri pozitīvu	21
Cik daudz vidēji pozitīvu	13
Cik daudz vāji pozitīvu	21
Cik daudz saikņu kopā	55
Saikņu apmēra īpatsvars	14,4%
Ciešo saikņu īpatsvars	5,5%
Vidējo saikņu īpatsvars	3,4%
Vājo saikņu īpatsvars	5,5%

Veiktie aprēķini un rezultāti Lietuvas banku sektoram

Stacionaritātes testu rezultāti

2010.-2014.g.

31.12.2009.-31.12.2014.	SIA_ROA	SIA_EM	SIA_LOA	SIA_LIQ	SIA_CASH	DAN_ROA	DAN_EM	DAN_LOA	DAN_LIQ	DAN_CASH	SEB_ROA	SEB_EM	SEB_LOA	SEB_CA	SEB_LIQ	SEB_CASH
										NON-STATIONARY				NON-STATIONARY	NON-STATIONARY	
p value	0,0001	0,0022	0,0072	0,0113	0,0016	0,0007	0,0017	0,0247	0,0223	0,3187	0,0000	0,0016	0,0000	0,2386	0,1464	0,0001
lag length (max 4)	0	0	0	0	0	2	0	2	0	0	0	3	0	0	1	0
DW	2,3232	1,9745	1,9874	1,9572	2,0947	1,9929	1,8810	2,1229	1,2969	1,2944	2,7583	3,1158	2,0608	1,7176	1,3280	1,9002
p value												0,0462				
lag length (max 2)												1				
DW												1,6032				

SWED_ROA	SWED_EM	SWE_LOA	SWE_CA	SWED_LIQ	SWE_CASH	MED_ROA	MED_EM	MED_LOA	MED_CA	MED_LIQ	MED_CASH	UK_ROA	UK_EM	UK_LOA	UK_CA	UK_LIQ	UK_CASH
	NON-STATIONARY				NON-STATIONARY									NON-STATIONARY	NON-STATIONARY		
0,0033	0,3713	0,3037	0,0013	0,0002	0,8853	0,0000	0,0011	0,0026	0,0059	0,6050	0,0108	0,0438	0,0305	0,1131	0,0065	0,0710	0,0555
1	2	3	0	0	4	0	0	2	0	3	2	2	0	0	0	0	1
2,2879	1,9457	1,8756	1,9292	1,8167	2,2623	2,2902	1,8233	2,0265	2,0085	1,7285	1,5401	2,6986	2,1456	1,5873	2,2656	1,7738	2,0872
		0,0000			0,0790					0,0000							0,0411
		2			0					0							0
	1,1150				1,5719					2,3502							2,1456

DNB_ROA	DNB_EM	DNB_LOA	DNB_CA	DNB_LIQ	DNB_CASH	Cit_ROA	Cit_EM	Cit_LOA	Cit_CA	Cit_CASH	CIT_LIQ
					NON-STATIONARY						Insufficien
0,0000	0,0030	0,6526	0,0041	0,0000	0,1067	0,0059	0,0009	0,0001	0,0085	0,0014	
0	0	4	3	0	0	2	0	0	0	0	
1,9533	1,7357	1,6728	2,0091	1,8680	1,2816	2,1287	2,2973	2,2996	2,0979	2,0987	
		0,0263	0,0000								
		0	0								
	1,9988	2,4557									

2014.-2018.g.

31.12.2013.-31.12.2018.	SIA_ROA	SIA_EM	SIA_LOA	SIA_LIQ	SIA_Cash	CIT_ROA	CIT_EM	CIT_LOA	CIT_LIQ	DAN_nProf	DAN_Assets	DAN_ROA	DAN_EM	DAN_LOA	DAN_LIQ	SEB_ROA	SEB_EM	SEB_LOA	SEB_LIQ
p value	0,2809	0,0106	0,0281	0,0000	0,0000	0,9749	0,0017	0,0012	0,0086	0,0167				0,0027		0,1337	0,0013	0,0000	
lag length (max 4)	4	4	2	0	0	4	0	0	0	3				0		4	0	1	
DW	1,835967	1,775068	2,0657912	1,29730	1,884376	1,982144	1,981994	1,853566	1,603640					2,017067		2,260067	2,012476	0,803399	
p value	0,0019	0,0106	0,0083	0,0000	0,0000	0,0035			0,0086	0,0000						0,0000		0,0000	
lag length (max 2)	2	0	0	0	0	2			0	0						2	2		
DW	2,006661	1,835967	1,854370	2,0657912	1,29730	1,625948			1,853566	1,929866						0,977486		0,654199	

31.12.2013.-31.12.2018.	SIA_Cash	CIT_cash	DAN_cash	SEB_cash	SWED_cash	MED_cash
p value	0,0000	0,0000	0,0085	0,0000	0,0000	0,0004
lag length (max 4)	0	0	3	0	2	0
DW	2,129843	2,123957	2,250694	1,404201	1,391458	2,159731
p value			0,0008			
lag length (max 2)			0			
DW			2,261149			

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Lietuva. 2010.-2014.g.

Citadele-Danske	Citadele-DNB	Citadele-Medicinos	Citadele-SEB	Citadele-Sialius
Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/10/20 Time: 11:02 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_EM) does not Granger Cause DI 13 0.70736 NEIETEKMĒ D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 3.44834 0.0834 DAN vāji ietekmē Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_LOA) does not Granger Cause DI 13 3.3402 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 0.99635 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_ROA) does not Granger Cause DI 13 0.04999 NEIETEKMĒ D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 0.95417 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/10/20 Time: 11:03 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_CA) does not Granger Cause DI 8 0.59951 NEIETEKMĒ D(DIMED_CA) does not Granger Cause DI 0.60550 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DIMED_EM) does not Granger Cause DI 15 0.66772 NEIETEKMĒ D(CIT_EM) does not Granger Cause DI 3.08469 0.0205 CIT vāji ietekmē Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_LOA) does not Granger Cause DI 15 0.28852 NEIETEKMĒ D(DIMED_LOA) does not Granger Cause DI 0.79534 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_ROA) does not Granger Cause DI 15 1.23257 NEIETEKMĒ D(DIMED_ROA) does not Granger Cause DI 0.41121 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/10/20 Time: 11:06 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_CA) does not Granger Cause DI 8 0.64095 NEIETEKMĒ D(DIMED_CA) does not Granger Cause DI 0.84908 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_CASH) does not Granger Cause DI 15 2.96693 0.0274 CIT vāji ietekmē D(DIMED_CASH) does not Granger Cause DI 0.89051 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_EM) does not Granger Cause DI 15 2.94313 0.0139 CIT vāji ietekmē D(DIMED_EM) does not Granger Cause DI 0.13249 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_LOA) does not Granger Cause DI 15 0.32449 NEIETEKMĒ D(DIMED_LOA) does not Granger Cause DI 0.35405 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_ROA) does not Granger Cause DI 15 0.29779 NEIETEKMĒ D(DIMED_ROA) does not Granger Cause DI 0.66012 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/10/20 Time: 11:08 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_CASH) does not Granger Cause DI 15 0.99158 NEIETEKMĒ D(DISEB_CASH) does not Granger Cause DI 1.13750 0.3588 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_EM) does not Granger Cause DI 15 2.98942 0.0260 CIT vāji ietekmē D(DISEB_EM) does not Granger Cause DI 0.60439 0.0394 DNB vāji ietekmē Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_LOA) does not Granger Cause DI 15 0.15096 NEIETEKMĒ D(DISEB_LOA) does not Granger Cause DI 0.14523 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_ROA) does not Granger Cause DI 15 2.79216 0.0288 CIT vāji ietekmē D(DISEB_ROA) does not Granger Cause DI 0.27280 0.5267 CIT vāji ietekmē	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/10/20 Time: 11:10 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_CASH) does not Granger Cause DI 15 0.38164 NEIETEKMĒ D(DISEB_CASH) does not Granger Cause DI 0.56468 0.3417 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_EM) does not Granger Cause DI 15 0.31089 0.5996 NEIETEKMĒ D(DISEB_EM) does not Granger Cause DI 0.16851 0.8477 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_LOA) does not Granger Cause DI 15 0.94869 0.0229 NEIETEKMĒ D(DISEB_LOA) does not Granger Cause DI 0.14455 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_ROA) does not Granger Cause DI 15 0.43942 NEIETEKMĒ D(DISEB_ROA) does not Granger Cause DI 1.42894 0.0346 NEIETEKMĒ

Citadele-Swedbank	Citadele-Ukio
Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/10/20 Time: 11:12 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_CA) does not Granger Cause DI 8 4.50948 0.1247 CIT vāji ietekmē SWED D(SWED_CA) does not Granger Cause DI 0.02145 0.9789 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_LOA) does not Granger Cause DI 15 0.94320 0.4215 NEIETEKMĒ D(SWED_LOA) does not Granger Cause DI 2.35179 0.1455 SWED vāji ietekmē CIT Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_ROA) does not Granger Cause DI 15 0.38669 0.6890 NEIETEKMĒ D(SWED_ROA) does not Granger Cause DI 0.47433 0.6356 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 04/10/20 Time: 11:14 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_CASH) does not Granger Cause DI 6 11.6656 0.2027 NEIETEKMĒ D(UK_CASH) does not Granger Cause DI 0.28244 0.7994 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_EM) does not Granger Cause DI 6 46.2135 0.1035 CIT vāji ietekmē UK D(UK_EM) does not Granger Cause DI 0.66205 0.6560 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(CIT_ROA) does not Granger Cause DI 6 2.16601 0.4331 NEIETEKMĒ D(UK_ROA) does not Granger Cause DI 0.78153 0.6246 NEIETEKMĒ

Ukio-Danske	Ukio-DNB	Ukio-Medicinos	Ukio-SEB	Ukio-Sialius
Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 18:09 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_CA) does not Granger Cause DI 9 1.40590 0.2401 NEIETEKMĒ D(SWED_CA) does not Granger Cause DI 0.44625 0.6264 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_EM) does not Granger Cause DI 9 1.67821 0.2027 NEIETEKMĒ D(SWED_EM) does not Granger Cause DI 3.65408 0.0261 DNB vāji ietekmē UK Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_LOA) does not Granger Cause DI 9 1.20119 0.0077 DNB vāji ietekmē UK D(SWED_LOA) does not Granger Cause DI 0.29010 0.7267 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_ROA) does not Granger Cause DI 9 2.80677 0.0131 NEIETEKMĒ D(SWED_ROA) does not Granger Cause DI 0.14102 0.8726 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 18:10 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_CA) does not Granger Cause DI 9 0.61312 0.4374 NEIETEKMĒ D(DIMED_CA) does not Granger Cause DI 0.58980 0.5563 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_CASH) does not Granger Cause DI 9 0.87369 0.4341 NEIETEKMĒ D(DIMED_CASH) does not Granger Cause DI 0.12770 0.8596 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_EM) does not Granger Cause DI 9 0.29317 0.6162 NEIETEKMĒ D(DIMED_EM) does not Granger Cause DI 0.29317 0.6162 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_LOA) does not Granger Cause DI 9 0.14094 0.9140 NEIETEKMĒ D(DIMED_LOA) does not Granger Cause DI 0.14094 0.9140 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_ROA) does not Granger Cause DI 9 2.80677 0.0131 NEIETEKMĒ D(DIMED_ROA) does not Granger Cause DI 0.14102 0.8726 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 18:12 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_CASH) does not Granger Cause DI 9 0.48851 0.4340 NEIETEKMĒ D(DUK_CASH) does not Granger Cause DI 2.13479 0.1430 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DISEB_EM) does not Granger Cause DI 9 1.60712 0.2074 NEIETEKMĒ D(DISEB_LOA) does not Granger Cause DI 0.57200 0.5684 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_ROA) does not Granger Cause DI 9 0.28284 0.6246 NEIETEKMĒ D(DUK_ROA) does not Granger Cause DI 0.07609 0.9282 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 18:13 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_CASH) does not Granger Cause DI 9 0.48494 0.4331 NEIETEKMĒ D(DUK_CASH) does not Granger Cause DI 2.14570 0.1431 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_EM) does not Granger Cause DI 9 1.06604 0.3241 NEIETEKMĒ D(DUK_EM) does not Granger Cause DI 49.5385 0.0025 SW vāji ietekmē UK Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_LOA) does not Granger Cause DI 9 0.16604 0.6324 NEIETEKMĒ D(DUK_LOA) does not Granger Cause DI 9 2.14490 0.1431 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_ROA) does not Granger Cause DI 9 0.07080 0.9324 NEIETEKMĒ D(DUK_ROA) does not Granger Cause DI 0.07080 0.9324 NEIETEKMĒ	

Ukio-Swedbank
Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 18:15 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_CA) does not Granger Cause DI 9 3.98180 0.1118 UK vāji ietekmē SWED D(SWED_CA) does not Granger Cause DI 1.10740 0.4143 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(UK_ROA) does not Granger Cause DI 9 0.28081 0.7689 NEIETEKMĒ D(SWED_ROA) does not Granger Cause DI 9.13785 0.0322 SWED ietekmē UK

Danske-DNB	Danske-Medicinos	Danske-SEB	Danske-Sialius	Danske-Swedbank
Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 18:19 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 13 0.58386 0.3736 NEIETEKMĒ D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 1.66051 0.2494 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 13 0.08717 0.9174 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 1.64219 0.2526 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 13 0.04949 0.9366 NEIETEKMĒ D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 1.83354 0.2181 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 18:21 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 13 2.40599 0.1460 DAN vāji ietekmē DNB D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 0.50835 0.6197 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 13 2.9874 0.3348 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 0.63807 0.5629 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 13 0.99307 0.3752 NEIETEKMĒ D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 0.87798 0.4511 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 18:23 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 13 0.40584 0.6470 NEIETEKMĒ D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 0.93784 0.9630 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 13 0.30081 0.7482 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 0.35235 0.5172 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 13 1.59927 0.2719 NEIETEKMĒ D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 0.13354 0.7790 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 18:24 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 13 0.31334 0.7396 NEIETEKMĒ D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 0.90743 0.9026 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 13 6.83880 0.0252 DAN vāji ietekmē DNB D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 0.84885 0.4846 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 13 1.45449 0.2892 NEIETEKMĒ D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 0.21912 0.8003 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 18:25 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 13 0.40206 0.8607 NEIETEKMĒ D(DAN_EM) does not Granger Cause DI 0.14968 0.8684 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 13 0.08555 0.9188 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does not Granger Cause DI 0.12911 0.8807 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 13 1.06262 0.3766 NEIETEKMĒ D(DAN_ROA) does not Granger Cause DI 1.30465 0.3770 NEIETEKMĒ

DNB-Medicinos	DNB-SEB	DNB-Sialius	DNB-Swedbank
Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 20:48 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Granger Cause DI 18 0.02947 0.9710 NEIETEKMĒ D(DNB_CA) does not Granger Cause DI 0.21680 0.8079 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_EM) does not Granger Cause DI 18 0.53795 0.5864 NEIETEKMĒ D(DNB_EM) does not Granger Cause DI 1.36900 0.2887 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 18 1.31080 0.3030 NEIETEKMĒ D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 1.07045 0.3712 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Granger Cause DI 18 2.86900 0.0203 MED vāji ietekmē DNB D(DNB_ROA) does not Granger Cause DI 3.62346 0.0561 DNB vāji ietekmē MED Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Granger Cause DI 1.28067 0.3107 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 20:50 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_EM) does not Granger Cause DI 18 2.23276 0.1466 SEB vāji ietekmē DNB D(DNB_EM) does not Granger Cause DI 1.63227 0.2331 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 18 0.58948 0.5688 NEIETEKMĒ D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 0.02671 0.9737 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Granger Cause DI 18 1.34242 0.2951 NEIETEKMĒ D(DNB_ROA) does not Granger Cause DI 0.13779 0.8725 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 20:51 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_EM) does not Granger Cause DI 18 0.39757 0.6798 NEIETEKMĒ D(DNB_EM) does not Granger Cause DI 0.18365 0.8344 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 18 0.09544 0.9096 NEIETEKMĒ D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 0.39398 0.6822 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 18 0.62832 0.5489 NEIETEKMĒ D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 0.11870 0.8890 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Granger Cause DI 18 0.28485 0.7567 NEIETEKMĒ D(DNB_ROA) does not Granger Cause DI 0.32058 0.0837 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 03/22/20 Time: 20:53 Sample: 2009Q4 2014Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_CA) does not Granger Cause DI 18 1.72014 0.1274 NEIETEKMĒ D(DNB_CA) does not Granger Cause DI 2.92010 0.0897 DNB vāji ietekmē SWED Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_EM) does not Granger Cause DI 18 0.85935 0.4461 NEIETEKMĒ D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 0.46062 0.4608 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 18 4.83074 0.0270 SWED ietekmē DNB D(DNB_LOA) does not Granger Cause DI 3.45920 0.0624 DNB vāji ietekmē SWED Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DNB_ROA) does not Granger Cause DI 18 1.78433 0.2087 NEIETEKMĒ D(DNB_ROA) does not Granger Cause DI 1.93430 0.1839 NEIETEKMĒ

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Lietuva. 2010.-2014.g.

Medicinos-SEB				Medicinos-Sialius				Medicinos-Swedbank			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 03/22/20 Time: 20:57				Date: 03/22/20 Time: 20:59				Date: 03/22/20 Time: 21:01			
Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SEB_CASH) does not Granger Cause D(SIA_CASH) 18 0.68812 0.5199 NEIETEKMĒ				D(SIA_CASH) does not Granger Cause D(MED_CASH) 18 1.49530 0.2603 NEIETEKMĒ				D(SWED_CA) does not Granger Cause D(MED_CA) 18 2.46150 0.1240 SWED vāji ietekmē MED			
D(MED_CASH) does not Granger Cause D(SEB_CASH) 18 0.61593 0.5552 NEIETEKMĒ				D(MED_CASH) does not Granger Cause D(SIA_CASH) 18 0.67293 0.5271 NEIETEKMĒ				D(MED_CA) does not Granger Cause D(SWED_CA) 18 0.25413 0.7794 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SEB_EM) does not Granger Cause D(MED_EM) 18 0.69854 0.5150 NEIETEKMĒ				D(SIA_EM) does not Granger Cause D(MED_EM) 18 0.40596 0.6745 NEIETEKMĒ				D(SWED_LIQ) does not Granger Cause D(MED_LIQ) 18 0.62269 0.5518 NEIETEKMĒ			
D(MED_EM) does not Granger Cause D(SEB_EM) 18 0.35259 0.7094 NEIETEKMĒ				D(MED_EM) does not Granger Cause D(SIA_EM) 18 0.07410 0.9290 NEIETEKMĒ				D(MED_LIQ) does not Granger Cause D(SWED_LIQ) 18 0.34856 0.7121 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SEB_LOA) does not Granger Cause D(MED_LOA) 18 0.78200 0.4779 NEIETEKMĒ				D(SIA_LOQ) does not Granger Cause D(MED_LOQ) 18 0.08601 0.9181 NEIETEKMĒ				D(SWED_LOA) does not Granger Cause D(MED_LOA) 18 0.95156 0.4115 NEIETEKMĒ			
D(MED_LOA) does not Granger Cause D(SEB_LOA) 18 0.00622 0.9938 NEIETEKMĒ				D(MED_LOQ) does not Granger Cause D(SIA_LOQ) 18 0.72724 0.5019 NEIETEKMĒ				D(MED_LOA) does not Granger Cause D(SWED_LOA) 18 0.74816 0.4926 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SEB_ROA) does not Granger Cause D(MED_ROA) 18 0.05569 0.9461 NEIETEKMĒ				D(SIA_LOA) does not Granger Cause D(MED_LOA) 18 0.13555 0.8745 NEIETEKMĒ				D(SWED_ROA) does not Granger Cause D(MED_ROA) 18 0.27689 0.7625 NEIETEKMĒ			
D(MED_ROA) does not Granger Cause D(SEB_ROA) 18 0.20283 0.8190 NEIETEKMĒ				D(MED_LOA) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 18 0.13910 0.8714 NEIETEKMĒ				D(MED_ROA) does not Granger Cause D(SWED_ROA) 18 0.25554 0.7783 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SIA_ROA) does not Granger Cause D(MED_ROA) 18 1.72586 0.2164 NEIETEKMĒ				D(SIA_LOA) does not Granger Cause D(MED_LOA) 18 0.31593 0.7346 NEIETEKMĒ							

SEB-Sialius				SEB-Swedbank			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 03/22/20 Time: 21:05				Date: 03/22/20 Time: 21:06			
Sample: 2009Q4 2014Q4				Sample: 2009Q4 2014Q4			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SIA_CASH) does not Granger Cause D(SEB_CASH) 18 0.41567 0.6684 NEIETEKMĒ				D(SWED_LOA) does not Granger Cause D(SEB_LOA) 18 0.38749 0.6863 NEIETEKMĒ			
D(SEB_CASH) does not Granger Cause D(SIA_CASH) 18 0.07331 0.9297 NEIETEKMĒ				D(SEB_LOA) does not Granger Cause D(SWED_LOA) 18 0.03327 0.9674 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SIA_EM) does not Granger Cause D(SEB_EM) 18 0.65267 0.5369 NEIETEKMĒ				D(SWED_ROA) does not Granger Cause D(SEB_ROA) 18 0.47425 0.6327 NEIETEKMĒ			
D(SEB_EM) does not Granger Cause D(SIA_EM) 18 0.04307 0.9580 NEIETEKMĒ				D(SEB_ROA) does not Granger Cause D(SWED_ROA) 18 1.96989 0.1790 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SIA_LOA) does not Granger Cause D(SEB_LOA) 18 2.07629 0.1650 NEIETEKMĒ							
D(SEB_LOA) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 18 0.36197 0.7031 NEIETEKMĒ							
Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SIA_ROA) does not Granger Cause D(SEB_ROA) 18 2.27054 0.7672 NEIETEKMĒ							
D(SEB_ROA) does not Granger Cause D(SIA_ROA) 18 1.41793 0.2773 NEIETEKMĒ							

Sialius-Swedbank			
Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 03/22/20 Time: 21:08			
Sample: 2009Q4 2014Q4			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SWED_LIQ) does not Granger Cause D(SIA_LIQ) 18 2.50531 0.1201 SWED vāji ietekmē SIA			
D(SIA_LIQ) does not Granger Cause D(SWED_LIQ) 3.00245 0.0847 SIA vidēji ietekmē SWED			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SWED_LOA) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 18 0.32506 0.7282 NEIETEKMĒ			
D(SIA_LOA) does not Granger Cause D(SWED_LOA) 0.29652 0.7483 NEIETEKMĒ			
Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SWED_ROA) does not Granger Cause D(SIA_ROA) 18 1.05622 0.3758 NEIETEKMĒ			
D(SIA_ROA) does not Granger Cause D(SWED_ROA) 0.21323 0.8107 NEIETEKMĒ			

Kopā	
Cik daudz saikņu iespējams	194
Cik daudz stipri pozitīvu	8
Cik daudz vidēji pozitīvu	10
Cik daudz vāji pozitīvu	10
Cik daudz saikņu kopā	28
Saikņu apmēra īpatsvars	14,4%
Ciešo saikņu īpatsvars	4,1%
Vidējo saikņu īpatsvars	5,2%
Vājo saikņu īpatsvars	5,2%

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Lietuva. 2014.-2018.g.

Sialius-Citadele				Sialius-Danske				Sialius-SEB				Sialius-Swed				Sialius-MED			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 04/20/19 Time: 21:24				Date: 04/20/19 Time: 21:31				Date: 04/20/19 Time: 21:34				Date: 04/20/19 Time: 21:56				Date: 04/20/19 Time: 21:58			
Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(CIT_ROA) does not Granger Cause D(SIA_ROA) 18 0.15230 0.8602 NEIETEKMĒ				D(SIA_ROA) does not Granger Cause D(SEB_ROA) 18 0.11012 0.9510 NEIETEKMĒ				D(SIA_ROA) does not Granger Cause D(MED_ROA) 17 1.30143 0.3079 NEIETEKMĒ				D(SWED_ROA) does not Granger Cause D(MED_ROA) 18 0.10095 0.9047 NEIETEKMĒ							
D(SIA_ROA) does not Granger Cause D(CIT_ROA) 0.44496 0.6503 NEIETEKMĒ				D(CIT_ROA) does not Granger Cause D(SIA_ROA) 0.38462 0.7083 NEIETEKMĒ				D(SEB_ROA) does not Granger Cause D(SIA_ROA) 1.26942 0.0951 SEB ietekmē SIA				D(SIA_ROA) does not Granger Cause D(SWED_ROA) 0.08551 0.9186 NEIETEKMĒ				D(SIA_ROA) does not Granger Cause D(MED_ROA) 0.08794 0.9164 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(CIT_EM) does not Granger Cause D(SIA_EM) 18 0.37348 0.7650 NEIETEKMĒ				D(SIA_EM) does not Granger Cause D(SEB_EM) 14 1.00897 0.4650 NEIETEKMĒ				D(SIA_EM) does not Granger Cause D(MED_EM) 18 0.17142 0.8394 NEIETEKMĒ				D(SIA_EM) does not Granger Cause D(SWED_EM) 17 0.14882 0.9167 NEIETEKMĒ				D(MED_LOA) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 18 1.48809 0.2483 NEIETEKMĒ			
D(SIA_EM) does not Granger Cause D(CIT_EM) 0.04747 0.9538 NEIETEKMĒ				D(CIT_EM) does not Granger Cause D(SIA_EM) 0.08564 0.9187 NEIETEKMĒ				D(SIA_EM) does not Granger Cause D(MED_EM) 0.22200 0.8039 NEIETEKMĒ				D(SWED_LOA) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 0.33975 0.7254 NEIETEKMĒ				D(SIA_LOA) does not Granger Cause D(MED_LOA) 0.21022 0.8131 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(CIT_LOA) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 18 0.45072 0.6468 NEIETEKMĒ				D(SIA_LOA) does not Granger Cause D(SEB_LOA) 18 0.10816 0.3678 NEIETEKMĒ				D(SIA_LOA) does not Granger Cause D(MED_LOA) 18 1.08136 0.6113 NEIETEKMĒ				D(SIA_LOQ) does not Granger Cause D(SWED_LOA) 2 NA NA NEIETEKMĒ				D(MED_LOQ) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 9 0.81994 0.5690 NEIETEKMĒ			
D(SIA_LOA) does not Granger Cause D(CIT_LOA) 0.07563 0.9276 NEIETEKMĒ				D(SEB_LOA) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 0.51125 0.6113 NEIETEKMĒ				D(MED_LOA) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 0.51125 0.6113 NEIETEKMĒ				D(SWED_LOQ) does not Granger Cause D(SIA_LOQ) NA NA NEIETEKMĒ				D(SIA_LOQ) does not Granger Cause D(MED_LOA) 1.27465 0.3730 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(SIA_LIQ) does not Granger Cause D(CIT_LIQ) 14 0.20417 0.8106 NEIETEKMĒ				D(CIT_LIQ) does not Granger Cause D(SIA_LIQ) 0.09402 0.9667 NEIETEKMĒ				D(SIA_LIQ) does not Granger Cause D(MED_LIQ) 11.3783 0.2052 NEIETEKMĒ				D(SIA_LIQ) does not Granger Cause D(SWED_LIQ) 17 0.04104 0.8599 NEIETEKMĒ				D(MED_LIQ) does not Granger Cause D(SIA_LIQ) 18 0.20238 0.7386 NEIETEKMĒ			
D(CIT_LIQ) does not Granger Cause D(SIA_LIQ) 0.09402 0.9667 NEIETEKMĒ				D(MED_LIQ) does not Granger Cause D(SIA_LIQ) 11.3783 0.2052 NEIETEKMĒ				D(SIA_LIQ) does not Granger Cause D(SWED_LIQ) 17 0.04104 0.8599 NEIETEKMĒ				D(SWED_LIQ) does not Granger Cause D(SIA_LIQ) 0.00338 0.9976 NEIETEKMĒ				D(SIA_EM) does not Granger Cause D(MED_EM) 0.28117 0.7350 NEIETEKMĒ			

Citadele-Danske				Citadele-SEB				Citadele-Swed				Citadele-MED			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 04/20/19 Time: 22:01				Date: 04/20/19 Time: 22:04				Date: 04/20/19 Time: 22:08				Date: 04/20/19 Time: 22:11			
Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(CIT_NPROF) does not Granger Cause D(SEB_ROA) 14 0.30130 0.7470 NEIETEKMĒ				D(SEB_ROA) does not Granger Cause D(CIT_ROA) 18 0.36115 0.7036 NEIETEKMĒ				D(SWED_ROA) does not Granger Cause D(CIT_ROA) 17 3.06722 0.0840 SWED vāji ietekmē				D(MED_ROA) does not Granger Cause D(CIT_ROA) 18 1.14858 0.3473 NEIETEKMĒ			
D(CIT_ROA) does not Granger Cause D(CIT_NPROF) 0.85213 0.4582 NEIETEKMĒ				D(CIT_ROA) does not Granger Cause D(SEB_ROA) 0.38497 0.6880 NEIETEKMĒ				D(CIT_ROA) does not Granger Cause D(SWED_ROA) 0.16416 0.8505 NEIETEKMĒ				D(CIT_ROA) does not Granger Cause D(MED_ROA) 0.15690 0.8564 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(CIT_LOA) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 14 0.70117 0.5212 NEIETEKMĒ				D(CIT_LOA) does not Granger Cause D(SEB_LOA) 18 0.23937 0.7905 NEIETEKMĒ				D(SWED_LOA) does not Granger Cause D(CIT_LOA) 17 0.91563 0.4265 NEIETEKMĒ				D(MED_LOA) does not Granger Cause D(CIT_LOA) 18 0.89197 0.4335 NEIETEKMĒ			
D(SIA_LOA) does not Granger Cause D(CIT_LOA) 2.35316 0.1506 Danske ietekmē CIT				D(SEB_LOA) does not Granger Cause D(CIT_LOA) 0.23577 0.7933 NEIETEKMĒ				D(CIT_LOA) does not Granger Cause D(SWED_LOA) 1.46899 0.2687 NEIETEKMĒ				D(MED_LOA) does not Granger Cause D(CIT_LOA) 0.46415 0.6387 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(CIT_LIQ) does not Granger Cause D(SIA_LIQ) 2 NA NA NEIETEKMĒ				D(CIT_LIQ) does not Granger Cause D(SEB_LOA) NA NA NEIETEKMĒ				D(CIT_LIQ) does not Granger Cause D(SWED_LIQ) NA NA NEIETEKMĒ				D(CIT_EM) does not Granger Cause D(SIA_LOA) 18 1.17916 0.3384 NEIETEKMĒ			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.				Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob.			
D(CIT_EM) does not Granger Cause D(SEB_EM) 18 2.99645 0.0851 CIT vidēji ietekmē SEB				D(CIT_EM) does not Granger Cause D(SEB_EM) 0.62852 0.5488 NEIETEKMĒ				D(SWED_EM) does not Granger Cause D(CIT_EM) 17 0.22060 0.8052 NEIETEKMĒ				D(MED_EM) does not Granger Cause D(CIT_EM) 1.08387 0.3692 NEIETEKMĒ			

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Lietuva. 2014.-2018.g.

Danske-SEB				Danske-Swed				Danske-MED			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 04/20/19 Time: 22:17				Date: 04/20/19 Time: 22:18				Date: 04/20/19 Time: 22:20			
Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4			
Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.	Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.	Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.
	D(SEB_ROA) does not Granger Cause D(DAN_NPROF)	14	0.54215 0.5994		D(SWED_ROA) does not Granger Cause D(DAN_NPROF)	14	3.25213 0.0615		D(MED_ROA) does not Granger Cause D(DAN_NPROF)	14	5.02403 0.02943
	D(DAN_NPROF) does not Granger Cause D(SEB_ROA)	0.05349	0.9474		D(DAN_NPROF) does not Granger Cause D(SWED_ROA)	2.57918	0.1302		D(DAN_NPROF) does not Granger Cause D(MED_ROA)	4.87057	0.0369
Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.	Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.	Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.
	D(SEB_LOA) does not Granger Cause D(DAN_LOA)	14	2.23174 0.0875		D(SWED_LOA) does not Granger Cause D(DAN_LOA)	14	6.97764 0.0148		D(MED_LOA) does not Granger Cause D(DAN_LOA)	14	0.13144 0.8785
	D(DAN_LOA) does not Granger Cause D(SEB_LOA)	0.12193	0.8865		D(DAN_LOA) does not Granger Cause D(SWED_LOA)	1.70060	0.2363		D(MED_LOA) does not Granger Cause D(DAN_LOA)	0.09361	0.9115

SWED-MED			
Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 04/20/19 Time: 22:27			
Sample: 2013Q4 2018Q4			
Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.
	D(MED_ROA) does not Granger Cause D(SWED_ROA)	17	1.55784 0.2503
	D(SWED_ROA) does not Granger Cause D(MED_ROA)	1.95414	0.1842
Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.
	D(MED_LOA) does not Granger Cause D(SWED_LOA)	17	0.53624 0.5983
	D(SWED_LOA) does not Granger Cause D(MED_LOA)	0.40210	0.6776
Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.
	D(MED_LIQ) does not Granger Cause D(SWED_LIQ)	2	NA NA
	D(SWED_LIQ) does not Granger Cause D(MED_LIQ)	NA	NA
Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.
	D(MED_EM) does not Granger Cause D(SWED_EM)	17	0.21415 0.8102
	D(SWED_EM) does not Granger Cause D(MED_EM)	0.20946	0.8139

Kopā	
Cik daudz saikņu iespējams	88
Cik daudz stipri pozitīvu	4
Cik daudz vidēji pozitīvu	5
Cik daudz vāji pozitīvu	3
Cik daudz saikņu kopā	12
Saikņu apmēra īpatsvars	13,6%
Ciešo saikņu īpatsvars	4,5%
Vidējo saikņu īpatsvars	5,7%
Vājo saikņu īpatsvars	3,4%

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Lietuva. 2014.-2018.g., izmantojot naudas rādītāju

CIT-DAN				CIT-MED				CIT-SEB				CIT-SIA				CIT-SWED			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 12/08/19 Time: 11:29				Date: 12/08/19 Time: 11:31				Date: 12/08/19 Time: 11:32				Date: 12/08/19 Time: 11:33				Date: 12/08/19 Time: 11:34			
Sample: 1/01/2014 12/31/2018				Sample: 1/01/2014 12/31/2018				Sample: 1/01/2014 12/31/2018				Sample: 1/01/2014 12/31/2018				Sample: 1/01/2014 12/31/2018			
Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.	Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.	Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.	Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.	Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.
	D(DAN) does not Granger Cause D(CIT)	14	0.13553 0.8750		D(MED) does not Granger Cause D(CIT)	18	0.22448 0.7285		D(SEB) does not Granger Cause D(CIT)	18	2.36171 0.1248		D(SIA) does not Granger Cause D(CIT)	18	0.42666 0.6596		D(SWED) does not Granger Cause D(CIT)	18	0.04659 0.9547
	D(CIT) does not Granger Cause D(DAN)	2.27191	0.1589		D(CIT) does not Granger Cause D(MED)	2.67310	0.1066		D(CIT) does not Granger Cause D(SEB)	0.2608	0.6124		D(CIT) does not Granger Cause D(SIA)	1.50759	0.2277		D(CIT) does not Granger Cause D(SWED)	0.81273	0.4650

SEB-SIA				SEB-SWED			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 12/08/19 Time: 11:39				Date: 12/08/19 Time: 11:40			
Sample: 1/01/2014 12/31/2018				Sample: 1/01/2014 12/31/2018			
Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.	Lags: 2	Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic Prob.
	D(SIA) does not Granger Cause D(SEB)	18	0.63016 0.5480		D(SWED) does not Granger Cause D(SEB)	18	0.06692 0.9356
	D(SEB) does not Granger Cause D(SIA)	0.78506	0.4766		D(SEB) does not Granger Cause D(SWED)	2.74694	0.1011

Kopā	
Cik daudz saikņu iespējams	30
Cik daudz stipri pozitīvu	0
Cik daudz vidēji pozitīvu	0
Cik daudz vāji pozitīvu	3
Cik daudz saikņu kopā	3
Saikņu apmēra īpatsvars	10,0%
Ciešo saikņu īpatsvars	0,0%
Vidējo saikņu īpatsvars	0,0%
Vājo saikņu īpatsvars	10,0%

Veiktie aprēķini un rezultāti Somijas banku sektoram

Stacionaritātes testi

31.12.2013.-31.12.2018.	OP_ROA	OP_EM	OP_LOA	OP_LCR	OP_CET1	HAN_ROA	HAN_EM	HAN_LOA	HAN_LCR	HAN_CET1	NOR_ROA	NOR_EM	NOR_LOA	NOR_LCR	NOR_CET1
											NAV STACIONĀRA				
p value	0,3011	0,0001	0,0012	0,0387	0,0000	0,4068	0,0036	0,1459	0,0000	0,2768	0,0003	0,3798	0,0040	0,0000	0,4845
lag length (max 4)	4	0	0	2	0	4	2	3	0	0	0	3	0	0	0
DW	1,9931	1,3592	2,0453	2,1438	2,1076	2,5896	1,6750	1,6663	2,0992	1,3467	1,9933	1,8679	2,0079	2,0141	1,0704
p value	0,0000					0,0019		0,0002				0,0009			
lag length (max 2)	0					1		0				2			
DW	0,7912					1,8116		2,1141				1,3805			

DAN_ROA	DAN_EM	DAN_LOA	DAN_LCR	DAN_CET1	ALA_ROA	ALA_EM	ALA_LOA	ALA_LCR	ALA_CET1	AK_ROA	AK_EM	AK_LOA	AK_LCR	AK_CET1
IONĀRA														
NAV STACIONĀRA														
0,0000	0,0001	0,0104	0,0000	0,0001	0,0409	0,0000	0,0039	0,0002	0,0002	0,0022	0,0001	0,0001	0,0512	0,0043
0	2	0	0	2	2	0	0	0	0	1	0	0	2	0
2,0159	1,7801	1,9946	1,6402	1,6600	2,1366	2,2259	1,8978	2,0545	1,7897	1,8578	1,6755	1,9985	2,2982	1,9525

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Somija, 2014.-2018.g.

OP-Handelsbanken	OP-Nordea	OP-Danske	OP-Alandsbanken	OP-Aktia
Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:00 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_ROA) does not Granger Cause 1.288663 0.9918 HAN vāji ietekmē OP D(HAN_LOA) does not Granger Cause 1.51024 0.2572 OP vāji ietekmē HAN Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_LCR) does not Granger Cause 0.118802 0.8333 NEIETEKMĒ D(HAN_CET1) does not Granger Cause 0.038880 0.8088 HAN ietekmē OP Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_EM) does not Granger Cause 0.038868 0.9622 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:05 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(NOR_ROA) does not Granger Cause 0.37728 0.6930 NEIETEKMĒ D(NOR_LOA) does not Granger Cause 0.35967 0.7046 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(NOR_LCR) does not Granger Cause 0.118802 0.8333 NEIETEKMĒ D(NOR_CET1) does not Granger Cause 0.038880 0.8088 HAN ietekmē OP Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(NOR_EM) does not Granger Cause 0.038868 0.9622 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:06 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_ROA) does not Granger Cause 0.37728 0.6930 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does not Granger Cause 0.35967 0.7046 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_LCR) does not Granger Cause 0.118802 0.8333 NEIETEKMĒ D(DAN_CET1) does not Granger Cause 0.038880 0.8088 HAN ietekmē OP Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_EM) does not Granger Cause 0.038868 0.9622 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:11 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ALA_ROA) does not Granger Cause 0.37728 0.6930 NEIETEKMĒ D(ALA_LOA) does not Granger Cause 0.35967 0.7046 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ALA_LCR) does not Granger Cause 0.118802 0.8333 NEIETEKMĒ D(ALA_CET1) does not Granger Cause 0.038880 0.8088 HAN ietekmē OP Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ALA_EM) does not Granger Cause 0.038868 0.9622 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:14 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(AK_ROA) does not Granger Cause 0.37728 0.6930 NEIETEKMĒ D(AK_LOA) does not Granger Cause 0.35967 0.7046 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(AK_LCR) does not Granger Cause 0.118802 0.8333 NEIETEKMĒ D(AK_CET1) does not Granger Cause 0.038880 0.8088 HAN ietekmē OP Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(AK_EM) does not Granger Cause 0.038868 0.9622 NEIETEKMĒ

Handelsbanken-Nordea	Handelsbanken-Danske	Handelsbanken-Alandsbanken	Handelsbanken-Aktia
Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:19 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_ROA) does not Granger Cause 1.75305 0.2118 NEIETEKMĒ D(HAN_LOA) does not Granger Cause 0.44012 0.6532 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_LCR) does not Granger Cause 0.44012 0.6532 NEIETEKMĒ D(HAN_CET1) does not Granger Cause 0.44012 0.6532 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(HAN_EM) does not Granger Cause 4.62906 0.0305 HAN ietekmē NOR	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:22 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_ROA) does not Granger Cause 1.4933 0.3470 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does not Granger Cause 0.13739 0.8729 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_LCR) does not Granger Cause 0.1103 DAN vāji ietekmē HAN D(DAN_CET1) does not Granger Cause 0.0712 HAN vāji ietekmē HAN Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_EM) does not Granger Cause 0.61224 0.5571 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:24 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ALA_ROA) does not Granger Cause 0.76598 0.4848 NEIETEKMĒ D(ALA_LOA) does not Granger Cause 0.1787 0.701236 NEIETEKMĒ D(ALA_LCR) does not Granger Cause 0.2421 0.701236 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ALA_CET1) does not Granger Cause 0.15717 0.8562 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ALA_EM) does not Granger Cause 0.67262 0.5273 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:26 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(AK_ROA) does not Granger Cause 0.03268 0.9679 NEIETEKMĒ D(AK_LOA) does not Granger Cause 0.6583 0.0086 HAN ietekmē AK D(AK_LCR) does not Granger Cause 0.2843 0.2843 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(AK_CET1) does not Granger Cause 0.7284 0.0029 OP ietekmē AK Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(AK_EM) does not Granger Cause 0.7284 0.0029 OP ietekmē AK

Nordea-Danske	Nordea-Alandsbanken	Nordea-Aktia
Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:31 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_ROA) does not Granger Cause 0.82135 0.4614 NEIETEKMĒ D(DAN_LOA) does not Granger Cause 0.18076 0.8367 NEIETEKMĒ D(DAN_LCR) does not Granger Cause 0.11583 0.8915 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(DAN_CET1) does not Granger Cause 0.0054 DAN ietekmē NOR D(DAN_EM) does not Granger Cause 1.01395 0.3898 NEIETEKMĒ	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:31 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ALA_ROA) does not Granger Cause 0.19609 0.3336 NEIETEKMĒ D(ALA_LOA) does not Granger Cause 0.5715 0.7059 NEIETEKMĒ D(ALA_LCR) does not Granger Cause 0.41717 0.6671 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(ALA_CET1) does not Granger Cause 0.128153 0.3105 NEIETEKMĒ D(ALA_EM) does not Granger Cause 4.81877 0.0272 NOR ietekmē ALA	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/13/21 Time: 12:34 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(AK_ROA) does not Granger Cause 1.61003 0.2373 NEIETEKMĒ D(AK_LOA) does not Granger Cause 12.9579 0.0008 AK ietekmē NOR D(AK_LCR) does not Granger Cause 0.43341 0.6573 NEIETEKMĒ Lags: 2 Null Hypothesis: Obs F-Statistic Prob. D(AK_CET1) does not Granger Cause 0.2935 0.2935 NEIETEKMĒ D(AK_EM) does not Granger Cause 5.04416 0.0239 NOR ietekmē AK

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Somija. 2014.-2018.g.

Danske-Alandsbanken				Danske-Aktia				Alandsbanken-Aktia			
Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests				Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 02/13/21 Time: 12:40				Date: 02/13/21 Time: 12:42				Date: 02/13/21 Time: 12:45			
Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4				Sample: 2013Q4 2018Q4			
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypo	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypo	Obs	F-Statistic	Prob.
D(ALA_ROA) does not Granger Cause	18	0.25517	0.7786	D(AK_ROA) does not Granger Cause	18	0.05346	0.9481	D(ALA_ROA) does not Granger Cause	18	5.57009	0.0179
D(DAN_ROA) does not Granger Cause	0.91453	0.4250	NEIETEKMĒ	D(DAN_ROA) does not Granger Cause	0.46438	0.6386	NEIETEKMĒ	D(DAN_ROA) does not Granger Cause	1.80572	0.2032	NEIETEKMĒ
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypo	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypo	Obs	F-Statistic	Prob.
D(ALA_LOA) does not Granger Cause	18	1.54760	0.2495	D(AK_LOA) does not Granger Cause	18	0.28873	0.7539	D(ALA_LOA) does not Granger Cause	18	2.07418	0.1653
D(DAN_LOA) does not Granger Cause	1.04693	0.3788	NEIETEKMĒ	D(DAN_LOA) does not Granger Cause	0.04128	0.9597	NEIETEKMĒ	D(DAN_LOA) does not Granger Cause	1.08178	0.3676	NEIETEKMĒ
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypo	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypo	Obs	F-Statistic	Prob.
D(ALA_LCR) does not Granger Cause	18	0.32853	0.7258	D(AK_EM) does not Granger Cause	18	1.30601	0.3042	D(ALA_LCR) does not Granger Cause	18	0.82307	0.4607
D(DAN_LCR) does not Granger Cause	1.58828	0.2415	NEIETEKMĒ	D(DAN_EM) does not Granger Cause	2.59177	0.1129	DAN vāji ietekmē AK	D(DAN_LCR) does not Granger Cause	3.27787	0.0704	ALA vidēji ietekmē AK
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypo	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypo	Obs	F-Statistic	Prob.
D(ALA_EM) does not Granger Cause	18	1.13279	0.3520	D(AK_CET) does not Granger Cause	18	1.54236	0.2506	D(ALA_EM) does not Granger Cause	18	1.22879	0.3245
D(DAN_EM) does not Granger Cause	3.48954	0.0612	DAN vidēji ietekmē ALA	D(DAN_CET1) does not Granger Cause	0.19478	0.8254	NEIETEKMĒ	D(ALA_EM) does not Granger Cause	0.72732	0.5019	NEIETEKMĒ
Lags: 2				Lags: 2				Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypo	Obs	F-Statistic	Prob.	Null Hypo	Obs	F-Statistic	Prob.
D(ALA_CET1) does not Granger Cause	18	0.98748	0.3988	D(DAN_CET1) does not Granger Cause	0.20294	0.8189	NEIETEKMĒ	D(ALA_CET1) does not Granger Cause	0.20294	0.8189	NEIETEKMĒ

	Kopā
Cik daudz saikņu iespējams	122
Cik daudz stipri pozitīvu	11
Cik daudz vidēji pozitīvu	8
Cik daudz vāji pozitīvu	7
Cik daudz saikņu kopā	26
Saikņu apmēra īpatsvars	21,3%
Ciešo saikņu īpatsvars	9,0%
Vidējo saikņu īpatsvars	6,6%
Vājo saikņu īpatsvars	5,7%

Veiktie aprēķini un rezultāti Baltijas reģionalitātes aspekta pārbaudei 2014.-2018.g.

Stacionaritātes testi

31.12.2013.-31.12.2018.	E_SWED_ROA	E_SWED_LOA	E_SWED_CASH	E_SWED_EM	E_SWED_T1	E_SEB_ROA	E_SEB_LOA	E_SEB_CASH	E_SEB_EM	E_SEB_T1
p value	0,47	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,84	0,00	0,00	0,01
lag length (max 4)	3	0	0	0	1	2	2	0	1	3
DW	1,75	2,21	2,00	2,04	1,63	1,26	2,26	2,23	1,50	1,16
p value	0,00						0,27			0,00
lag length (max 2)	2						0			0
DW	1,30						1,84			2,21

LV_SWED_ROA	LV_SWED_LOA	LV_SWED_CASH	LV_SWED_EM	LV_SWED_CA	LV_SEB_ROA	LV_SEB_LOA	LV_SEB_CASH	LV_SEB_EM	LV_SEB_CA
0,00	0,00	0,00	0,02	0,00	0,00	0,99	0,00	0,00	0,01
0	3	0	0	0	0	3	2	0	0
2,01	2,30	2,15	1,91	1,97	2,20	1,15	1,73	2,32	1,94
0,00						0,03			
0						0			
1,82						2,04			

LT_SWED_ROA	LT_SWED_LOA	LT_SWED_CASH	LT_SWED_EM	LT_SWED_CA	LT_SEB_ROA	LT_SEB_LOA	LT_SEB_CASH	LT_SEB_EM	LT_SEB_CA
0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,13	0,00	0,00	0,00	0,03
2	0	2	0	0,00	4	1	0	0	0
1,74	1,84	1,39	2,01	2,03	2,26	0,80	1,40	2,01	2,25
					0,0000	0,0000			
					2	2			
					0,98	2			

Grendžera cēloņsakarības testu rezultāti. Baltijas reģionalitātes aspekta pārbaudei.

EE_SWED-LV_SWED	EE_SWED-LT_SWED	LV_SWED-LT_SWED
Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/14/21 Time: 13:29 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: D(E_SWED_ROA) does not Granger Cause D(LV_SWED_ROA) Prob. 0.04762 0.9537 D(LV_SWED_LOA) does not Granger Cause D(E_SWED_LOA) Prob. 0.02239 0.9779 Lags: 2 Null Hypothesis: D(E_SWED_LOA) does not Granger Cause D(LV_SWED_LOA) Prob. 0.32698 0.7269 Lags: 2 Null Hypothesis: D(E_SWED_EM) does not Granger Cause D(LV_SWED_EM) Prob. 0.44525 0.6501 D(LV_SWED_CASH) does not Granger Cause D(E_SWED_CASH) Prob. 0.21797 0.8070 Lags: 2 Null Hypothesis: D(E_SWED_CASH) does not Granger Cause D(LV_SWED_CASH) Prob. 1.66358 0.2274 D(LV_SWED_EM) does not Granger Cause D(E_SWED_EM) Prob. 0.89434 0.4326 Lags: 2 Null Hypothesis: D(E_SWED_T1) does not Granger Cause D(LV_SWED_CA) Prob. 0.10300 0.9029 D(LV_SWED_CA) does not Granger Cause D(E_SWED_CA) Prob. 0.01690 0.9833	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/14/21 Time: 13:32 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: D(E_SWED_T1) does not Granger Cause D(LT_SWED_CA) Prob. 0.29168 0.7518 D(LT_SWED_ROA) does not Granger Cause D(E_SWED_ROA) Prob. 0.03025 0.9703 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SWED_ROA) does not Granger Cause D(E_SWED_LOA) Prob. 0.20411 0.8179 D(LT_SWED_CASH) does not Granger Cause D(E_SWED_CASH) Prob. 0.41289 0.6701 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SWED_LOA) does not Granger Cause D(E_SWED_LOA) Prob. 0.21418 0.8100 D(LT_SWED_EM) does not Granger Cause D(E_SWED_EM) Prob. 0.12179 0.3275 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SWED_EM) does not Granger Cause D(E_SWED_CASH) Prob. 0.03398 0.9667 D(LT_SWED_CASH) does not Granger Cause D(E_SWED_T1) Prob. 0.90653 0.4280 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SWED_CASH) does not Granger Cause D(E_SWED_CASH) Prob. 2.88483 0.1311	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/14/21 Time: 13:36 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SWED_ROA) does not Granger Cause D(LV_SWED_ROA) Prob. 0.04868 0.9527 D(LV_SWED_LOA) does not Granger Cause D(LT_SWED_LOA) Prob. 0.29831 0.7470 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SWED_LOA) does not Granger Cause D(LV_SWED_LOA) Prob. 1.28855 0.3087 D(LV_SWED_CASH) does not Granger Cause D(LT_SWED_CASH) Prob. 7.36332 0.0079 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SWED_EM) does not Granger Cause D(LV_SWED_EM) Prob. 36.2408 5.E-06 D(LV_SWED_CASH) does not Granger Cause D(LT_SWED_CASH) Prob. 0.12114 0.8869 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SWED_CASH) does not Granger Cause D(LV_SWED_CASH) Prob. 0.46810 0.6363 D(LV_SWED_EM) does not Granger Cause D(LT_SWED_EM) Prob. 0.70387 0.5126 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SWED_CA) does not Granger Cause D(LV_SWED_CA) Prob. 1.15181 0.3463 D(LT_SWED_CA) does not Granger Cause D(LV_SWED_CA) Prob. 0.59717 0.5648
EE_SEB-LV_SEB	EE_SEB-LT_SEB	LV_SEB-LT_SEB
Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/14/21 Time: 14:28 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: D(E_SEB_ROA) does not Granger Cause D(LV_SEB_ROA) Prob. 1.32104 0.3004 D(LV_SEB_LOA) does not Granger Cause D(E_SEB_LOA) Prob. 0.98454 0.1770 Lags: 2 Null Hypothesis: D(E_SEB_EM) does not Granger Cause D(LV_SEB_EM) Prob. 0.62055 0.5528 D(LV_SEB_CASH) does not Granger Cause D(E_SEB_CASH) Prob. 0.57142 0.5783 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LV_SEB_CASH) does not Granger Cause D(E_SEB_EM) Prob. 0.13390 0.8759 D(LV_SEB_CASH) does not Granger Cause D(LT_SEB_EM) Prob. 1.80175 0.2039 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LV_SEB_CA) does not Granger Cause D(E_SEB_CASH) Prob. 0.67042 0.5283 D(LV_SEB_T1) does not Granger Cause D(LT_SEB_CASH) Prob. 0.79959 0.4704	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/14/21 Time: 14:41 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: D(E_SEB_T1) does not Granger Cause D(LT_SEB_CA) Prob. 0.40183 0.6805 D(LT_SEB_ROA) does not Granger Cause D(E_SEB_ROA) Prob. 0.21282 0.8123 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SEB_ROA) does not Granger Cause D(E_SEB_LOA) Prob. 0.15670 0.8565 D(LT_SEB_CASH) does not Granger Cause D(E_SEB_CASH) Prob. 0.34404 0.7152 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SEB_EM) does not Granger Cause D(E_SEB_EM) Prob. 1.14442 0.3485 D(LT_SEB_EM) does not Granger Cause D(LV_SEB_EM) Prob. 0.30103 0.7451 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SEB_CASH) does not Granger Cause D(E_SEB_CASH) Prob. 0.59667 0.5650 D(LT_SEB_CASH) does not Granger Cause D(LT_SEB_CASH) Prob. 0.83789 0.4547	Pairwise Granger Causality Tests Date: 02/14/21 Time: 14:43 Sample: 2013Q4 2018Q4 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SEB_ROA) does not Granger Cause D(LV_SEB_ROA) Prob. 1.45773 0.2684 D(LV_SEB_LOA) does not Granger Cause D(LT_SEB_LOA) Prob. 2.21573 0.1486 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SEB_LOA) does not Granger Cause D(LV_SEB_LOA) Prob. 1.80201 0.2038 D(LV_SEB_CASH) does not Granger Cause D(LT_SEB_CASH) Prob. 2.66885 0.1069 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SEB_EM) does not Granger Cause D(LV_SEB_EM) Prob. 0.36840 0.6988 D(LV_SEB_EM) does not Granger Cause D(LT_SEB_EM) Prob. 0.02306 0.9772 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SEB_CASH) does not Granger Cause D(LV_SEB_CASH) Prob. 0.07679 0.9265 D(LT_SEB_CASH) does not Granger Cause D(LV_SEB_CASH) Prob. 2.55412 0.1160 Lags: 2 Null Hypothesis: D(LT_SEB_CA) does not Granger Cause D(LV_SEB_CA) Prob. 1.64703 0.2457 D(LT_SEB_CA) does not Granger Cause D(LV_SEB_CA) Prob. 0.97151 0.4149

	SWED	SEB	Kopā
Cik daudz saikņu iespējams	30	26	56
Cik daudz stipri pozitīvu	2	0	2
Cik daudz vidēji pozitīvu	0	0	0
Cik daudz vāji pozitīvu	1	3	4
Cik daudz saikņu kopā	3	3	6
Saikņu apmēra īpatsvars	10,0%	11,5%	10,7%
Ciešo saikņu īpatsvars	6,7%	0,0%	3,6%
Vidējo saikņu īpatsvars	0,0%	0,0%	0,0%
Vājo saikņu īpatsvars	3,3%	11,5%	7,1%