



Kauno technologijos universitetas
Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas

**Tarptautinės prekybos duomenimis grindžiamas prekių
grupės (sektorius) eksporto konkurencingumo vertinimas**

Baigiamasis magistro projektas

Jurgita Černevičienė
Projekto autorė

Doc. dr. Egidijus Rybakovas

Vadovas

Doc. dr. Paulius Palevičius

Vadovas

Kaunas, 2020



Kauno technologijos universitetas
Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas

Tarptautinės prekybos duomenimis grindžiamas prekių grupės (sektorius) eksporto konkurencingumo vertinimas

Baigiamasis magistro studijų projektas
6213AX001 Didžiųjų verslo duomenų analitika

Jurgita Černevičienė
Projekto autorė

Doc. dr.
Egidijus Rybakovas
Vadovas

Doc. dr.
Paulius Palevičius
Vadovas

Doc. prakt. Antanas Mikšys
Recenzentas

Prof. dr. Jurgita Bruneckienė
Recenzentė

Kaunas, 2020



Kauno technologijos universitetas

Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas

Jurgita Černevičienė

Tarptautinės prekybos duomenimis grindžiamas prekių grupės (sektorius) eksporto konkurencingumo vertinimas

Akademinio sąžiningumo deklaracija

Patvirtinu, kad mano, Jurgitos Černevičienės, baigiamasis projektas tema „Tarptautinės prekybos duomenimis grindžiamas prekių grupės (sektorius) eksporto konkurencingumo vertinimas“ yra parašytas visiškai savarankiškai ir visi pateikti duomenys ar tyrimų rezultatai yra teisingi ir gauti sąžiningai. Šiame darbe nei viena dalis nėra plagijuota nuo jokių spausdintinių ar internetinių šaltinių, visos kitų šaltinių tiesioginės ir netiesioginės citatos nurodytos literatūros nuorodose. Įstatymų nenumatytų piniginių sumų už šį darbą niekam nesu mokėjęs.

Aš suprantu, kad išaiškėjus nesąžiningumo faktui, man bus taikomos nuobaudos, remiantis Kauno technologijos universitete galiojančia tvarka.

(vardą ir pavardę įrašyti ranka)

(parašas)

Černevičienė, Jurgita. Tarptautinės prekybos duomenimis grindžiamas prekių grupės (sektorius) eksporto konkurencingumo vertinimas. Magistro studijų baigiamasis projektas / vadovai doc. dr. Egidijus Rybakovas ir doc. dr. Paulius Palevičius; Kauno technologijos universitetas, Matematikos ir gamtos mokslų fakultetas.

Studijų kryptis ir sritis (studijų krypčių grupė): Taikomoji matematika (A02), Matematikos mokslai (A).

Reikšminiai žodžiai: pastoviųjų rinkos dalių analizė, RCA, gravitacinis metodas, eksportas, konkurencingumas.

Kaunas, 2020. 70 p.

Santrauka

Baigiamajame magistro projekte remiantis pasaulio tarptautinės prekybos duomenimis, buvo kuriamas konkurencingumo vertinimo modelis, kuris būtų tinkamas vertinant esamą sektoriaus ar prekės padėtį kitų šalių atžvilgiu ir priimant tam tikrus strateginius sprendimus eksporto strategijos klausimais. Tyrimui pasirinktas Lietuvos sektoriaus eksporto konkurencingumo analizė pagrindinių šalių prekybos partnerių rinkose 2009 — 2018 m. laikotarpiu ir vertinami veiksniai, turintys įtakos sektoriaus eksporto konkurencingumui. Tam naudojamas pastovios rinkos dalies analizės (CMSA) metodas, kuris užimamos rinkos dalies pokyčius dekomponuoja į atskirus efektus bei leidžia nustatyti kiekvieno iš šių efektų poveikį analizuojamos šalies sektoriaus rinkos dalies kaitai. Atskleistojo lyginamojo pranašumo indeksas (RCA) leidžia nustatyti, ar sektorius turi tarptautinėje prekyboje lyginamąjį pranašumą ir taip netiesiogiai atspindi konkurencingumo lygį. Tuo tarpu gravitacinis metodas rodo eksportą įtakojančių veiksnių priežastingumą tarp konkrečių šalių ir prekių ar sektorių, įtraukiant ekonominius rodiklius. Siekiant išvelgti tam tikras pasaulinės prekybos tendencijas, tarptautinės prekybos duomenys buvo surūšiuoti, agreguoti ir susisteminti. Įvertinus CMSA ir RCA rezultatus, tikslinga nustatyti veiksnius, kurie vienaip ar kitaip įtakoja eksporto dydį. Neuroninių tinklų pagalba buvo įvertinti bendrojo vidaus produkto, gyventojų skaičiaus ir atstumo tarp šalių įtaka konkurencingumo efekto pokyčiui. Tyrimas gali būti naudingas eksporto strategijos formuotojams, tyrėjams ir įmonių lygmenyje gali būti pritaikytas galimybėms užsienio rinkose analizei.

Černevičienė, Jurgita. Competitiveness evaluation of a commodity group (sector) based on international trade data. Master's Final Degree Project. Supervisors assoc. prof. Egidijus Rybakovas, assoc. prof. Paulius Palevičius. The Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Kaunas University of Technology, Kaunas University of Technology.

Study field and area (study field group): Applied Mathematics (A02), Mathematics (A).

Keywords: constant market share analysis, RCA, gravity model, export, competitiveness.

Kaunas, 2020. 70 p.

Summary

The final master's project, based on world international trade data, developed a competitiveness assessment model that would be appropriate for assessing the current situation of a sector or product in relation to other countries and making certain strategic decisions on export strategy issues. The analysis of the export competitiveness of the Lithuanian sector in the markets of the main trading partners of countries in the period of 2009—2018 was selected and the factors influencing the export competitiveness of the sector were assessed. For this purpose, the constant market share analysis (CMSA) method is used, which decomposes changes in market share into individual effects and allows to determine the impact of each of these effects in the change in market share of the analyzed country sector. The Revealed Comparative Advantage Index (RCA) makes it possible to determine whether a sector has a comparative advantage in international trade and thus indirectly reflects the level of competitiveness. The Gravity method shows the causality of factors influencing exports between specific countries and goods or sectors, including economic indicators. To see certain trends in world trade, international trade data were sorted, aggregated and systematized. After evaluating the results of CMSA and RCA, it is appropriate to identify the factors that in one way or another affect the volume of exports. With the help of neural networks, the influence of gross domestic product, population, and distance between countries on the change in the effect of competitiveness was assessed. The study can be useful for export strategy makers, researchers and at the firm level can be adapted for analysis of opportunities in foreign markets.

Turinys

Lentelių sąrašas	7
Paveikslų sąrašas	8
Santrumpų sąrašas	9
Įvadas.....	10
1. Literatūros apžvalga	12
1.1. Šalies konkurencingumo sampratos aiškinimas	12
1.2. Eksporto konkurencingumo vertinimo metodai	14
1.2.1. Atskleistojo santykinio pranašumo indeksas.....	15
1.2.2. Pastoviųjų rinkos dalių analizės metodas	17
1.2.3. Gravitacinis tarptautinės prekybos modelis.....	20
1.3. Mokslinių tyrimų apžvalga.....	21
2. Metodologija	23
2.1. Pradinių duomenų surinkimas ir apdorojimas	23
2.2. Konkurencingumo vertinimo metodo realizavimas	25
2.3. Klasterinė analizė	27
2.4. Neuroniniai tinklai.....	28
2.5. Saviorganizuojantys neuroniniai tinklai	30
2.6. Programinio kodo realizavimas	31
3. Tyrimo rezultatai.....	33
3.1. Duomenų analizė ir paruošimas	33
3.2. Sektorių eksporto pastoviųjų rinkos dalių analizės rezultatai	36
3.3. Sektoriaus atskleistas lyginamasis pranašumas pasaulio tarptautinėje prekyboje.....	41
3.4. Klasterizavimo analizė	42
3.5. Duomenų klasifikavimo rezultatai	45
Išvados	49
Literatūros sąrašas	50
Priedai.....	53
1 priedas. Sektorių pavadinimai pagal kombinuotąją maitų nomenklatūrą	53
2 priedas. Lietuvos sektorių RCA indekso didžiausios reikšmės 2009 – 2018m.....	54
3 priedas. Pirminio duomenų rinkinio formatavimas	55
4 priedas. Jungtinis visų metų duomenų rinkinys	55
5 priedas. CMSA realizavimas	59
6 priedas. RCA indekso skaičiavimas	64
7 priedas. Duomenų rinkinio gravitaciniam metodui taikyti sudarymas.....	66
8 priedas. Neuroninių tinklų realizavimas.....	67

Lentelių sąrašas

1.1 lentelė. Pastoviųjų rinkos dalių analizės privalumai ir trūkumai	19
2.1 lentelė. Metinio duomenų rinkinio kintamieji.....	24
3.1 lentelė. 27 sektoriaus CMSA rezultatai (proc).....	36
3.2 lentelė. 27 sektoriaus eksporto vertės pokyčiai (proc).....	38
3.3 lentelė. Konkurencingumo efekto didžiausios reikšmės 2018 metais	40
3.4 lentelė. Lietuvos 27 sektoriaus RCA indeksas.....	42
3.5 lentelė. Klasterių vidutinės reikšmės.....	44
3.6 lentelė. Duomenų rinkinio kintamųjų aprašymas.....	45

Paveikslų sąrašas

1.1 pav. Konkurencingumo lygmenys	13
2.1 pav. Tyrimo modelis	23
2.2 pav. Perceptrono ir neuroninio tinklo schema	29
2.3 pav. Dvimačio SOM tinklo schema	31
3.1 pav. 2009–2018 metų didžiausios šalys eksportuotojos ir importuotojos	33
3.2 pav. Didžiausi pasaulio eksporto sektoriai pagal eksporto vertes 2009–2018 metais	34
3.3 pav. Pagrindinės Lietuvos eksporto šalys 2009-2018 metais.....	35
3.4 pav. Lietuvos eksporto sektoriai 2009-2018 m.	35
3.5 pav. Lietuvos 27 sektoriaus pagrindinės eksporto šalys 2009 – 2018 m.	36
3.6 pav. Lietuvos 27 sektoriaus CMS analizės rezultatai Rusijos rinkoje	38
3.7 pav. Lietuvos 27 sektoriaus CMS analizės rezultatai Latvijos rinkoje	39
3.8 pav. Lietuvos 27 sektoriaus CMS analizės rezultatai Vokietijos rinkoje	39
3.9 pav. Lietuvos 27 sektoriaus CMS analizės rezultatai Lenkijos rinkoje	40
3.10 pav. Lietuvos sektorių RCA kaita 2009—2018 m.	42
3.11 pav. Hierarchinio klasterizavimo rezultatai	43
3.12 pav. SOM klasterizavimo rezultatai	44
3.13 pav. Priklausomybė tarp kintamųjų	46
3.14 pav. Eksporto ir konkurencingumo efekto sklaidos diagrama	46
3.15 pav. Reikšmingiausi konkurencingumo efekto klasifikavimo kintamieji.....	47

Santrumpų sąrašas

RCA – atskleistas lyginamasis pranašumas;

CMSA – pastoviųjų rinkos dalių analizės metodas;

BVP – bendrasis vidaus produktas;

KN – kombinuotoji prekių ir muitų nomenklatūra;

ANN – dirbtiniai neuroniniai tinklai;

MSE – vidutinė kvadratinė paklaida;

HS – harmonizuotos prekių aprašymo ir klasifikavimo sistemos gaminių klasifikacija;

SOM – saviorganizuojantis neuroninis tinklas.

Įvadas

Darbo problematika ir aktualumas. Gerai žinoma, kad tarptautinės prekybos apimčių augimas yra vienas iš pagrindinių šalies ekonomikos augimo indikatorius ir skurdo mažinimo veiksnys. Nuolat besikeičianti pasaulio prekybos rinka, kurioje šalys konkuruoja dėl užimamų rinkų ir pozicijų jose, įgalina šalį sugebėti įvertinti savo specializuotų produktų, kaip eksportuotojo ar importuotojo, lyginamuosius ir konkurencinius pranašumus. Gausus mokslinių tyrimų sektoriaus ar konkrečios prekės konkurencingumo tyrimų srityse skaičius parodo, kad ypač šalies eksporto konkurencingumo problematika yra svarbi besivystančiose šalyse.

Analizuojant konkurencinius pranašumus ar trūkumus naudojamas pastovios rinkos dalies analizės (CMSA) metodas (angl. *constant market share analysis*), kuris užimamos rinkos dalies pokyčius dekomponuoja į atskirus veiksnius arba efektus bei leidžia nustatyti kiekvieno iš šių veiksnių poveikį analizuojamos šalies rinkos dalies kaitai, kartu su atskleistojo lyginamojo pranašumo (angl. *revealed comparative advantage*) indeksu, leidžia nustatyti rinkos dalies pasikeitimą įtakančius veiksnius. Tuo tarpu gravitacinis metodas rodo eksportą įtakančių veiksnių priežastingumą tarp konkrečių šalių ir prekių ar sektorių, įtraukiant konkrečius ekonominius rodiklius. Realizuoti tarptautinės prekybos tyrimus, esant dideliems duomenų kiekiams, tampa nemažu iššūkiu tyrėjams, todėl labai svarbus tampa mašininio mokymosi metodų pritaikymas. Šių metodų naudojimas leidžia greičiau ir efektyviau rasti sprendimų priėmimo strategijos pagrindimą. Todėl šiame darbe kuriamas metodinis įrankis, leidžiantis tyrėjui atrinkti, surūšiuoti ir atnaujinti svarbiausius rodiklius, juos sumodeliuoti ir prognozuoti.

Darbo tikslas - naudojantis tarptautinės prekybos duomenimis, parengti ir empiriškai patikrinti šalies prekių grupės ar sektoriaus konkurencingumo vertinimo metodą, kurio taikymas leistų pagrįsti tam tikros prekių grupės ar sektoriaus konkurencingumo skatinimo sprendimus.

Baigiamojo projekto **uždaviniai**:

1. Atlikti literatūros apžvalgą, pagrindžiant šalies prekių grupės ar sektoriaus konkurencingumo vertinimo metodo apskaičiavimo problematiką.
2. Pagrįsti konkurencingumo vertinimo modelio metodų pasirinkimą.
3. Sudaryti konkurencingumo vertinimo modelį, parengiant metodinį įrankį modelio skaičiavimui.
4. Remiantis siūlomais metodiniais principais bei pasitelkus Lietuvos pavyzdį, įvertinti pasirinkto sektoriaus eksporto konkurencingumo esamą padėtį.

Darbe taikomi metodai: mokslinės literatūros analizė, atliktų tyrimų rezultatų sisteminimas, statistinių duomenų lyginamoji analizė, klasterinė analizė, dirbtinių neuroninių tinklų modelis.

Darbo struktūra. Darbą sudaro trys dalys. Pirmajame darbo skyriuje pristatoma mokslinės literatūros, pagrindžiančios tarptautinės prekybos konkurencingumo vertinimo metodų pasirinkimą, apžvalga. Pristatomi empiriniai tyrimai, kuriuose taikomi darbe nagrinėjami tarptautinės prekybos konkurencingumo metodai. Metodinėje dalyje pristatomas konkurencingumo tyrimo modelis ir pateikiama informacija apie tyrime naudotus CMSA, RCA ir gravitacinių metodų, dirbtinių neuroninių tinklų modelius. Trečiame skyriuje pateikiama empiriniame tyrime naudotų duomenų informacija, pasirinkto sektoriaus konkurencingumo vertinimas.

1. Literatūros apžvalga

Konkurencingos tarptautinės prekybos formavimosi bei plėtros procese pirmiausia būtina suformuoti efektyvią šalies eksporto strategiją, kuri grindžiama eksportuojamų prekių konkurencingumu, ir išskirti veiksnius, lemiančius jų konkurencinį pranašumą. Todėl poreikis įvertinti šalies eksporto konkurencingumo veiksnius, kurie tampa svarbiausiu strateginio planavimo etapu ir šalies konkurencingumo didinimo prielaida, tampa prioritetiniu.

1.1. Šalies konkurencingumo sampratos aiškinimas

Mokslinėje literatūroje šalies konkurencingumas apibrėžiamas skirtingai, priklausomai nuo tyrimo tikslų ir uždavinių. J. Lee šalies konkurencingumo sąvokos ištakas pateikia remdamasis dviem plačiomis ekonomikos sritimis, tai prekybos teorija ir ekonomikos augimo teorija [1].

Šalies konkurencingumas daugeliu atveju apibrėžiamas kaip [2]:

- šalies užsienio prekybos rodikliai;
- šalies našumas;
- gebėjimas užtikrinti šalies gyventojų gerovę.

A. Figueroa, J. Fagerberg'as ir kt. mokslininkai remiasi teorija, kad šalies konkurencingumas – tai sėkminga šalies užsienio prekyba. Šios teorijos šalininkai, šalis prilygindami įmonėms, teigia, kad jos konkuruoja tarpusavyje dėl tarptautinių rinkų. Tokiu atveju šalies konkurencingumas didėja augant jos eksporto apimtims pasaulinėje rinkoje. Šalių įmonės tarpusavyje gali konkuruoti vartotojams pateikdamos produkciją kuo mažesnėmis kainomis, kurias užtikrinti gali mažos produkcijos gamybos sąnaudos arba šalies valiutos kurso korekcijos. Tačiau anot mokslininkų M. E. Porter'io ir P. R. Krugman'o toks šalių tapatinimas su įmonėmis, teigiant, kad jos tarpusavyje konkuruoja dėl rinkų, yra taip pat itin kritikuojamas [3].

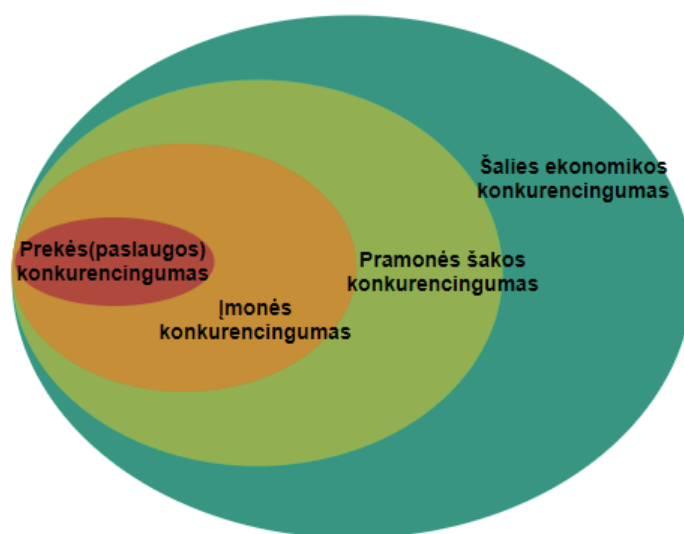
Dauguma šio požiūrio kritikų, pažymėdami, kad dėl siekio sėkmingai konkuruoti tarptautinėje rinkoje mažinamos gaminamos produkcijos sąnaudos prisideda prie gyventojų perkamosios galios mažėjimo ir taip pablogina jų gyvenimo standartus, palaiko šalies konkurencingumo, paremto šalies našumu, požiūrį. Tokio požiūrio šalininkai M. E. Porter'is, L. Budd'as ir A. K. Hirmis mano, kad būtent šalies ekonominiai laimėjimai sukuria materialų pagrindą sėkmingai visuomenės plėtrai ir kiekvieno žmogaus gyvenimo standartų didėjimui [3].

M. E. Porter'is taip pat teigia, kad vienintelė reikšminga konkurencingumo samprata nacionaliniu lygiu yra našumas. Esminis šalies tikslas – sukurti aukštus ir vis augančius gyvenimo standartus šalies gyventojams, o galimybė tai padaryti priklauso nuo šalyje veikiančių įmonių pajėgumo pasiekti aukšto lygio našumą ir jį laikui bėgant padidinti [4].

Mikroekonomikos požiūriu, konkurencingos įmonės yra tos, kurios su savo realiais ir potencialiais sugebėjimais bei turimomis galimybėmis, esamomis veikimo sąlygomis, gali projektuoti, gaminti bei realizuoti prekes ar paslaugas, kurios savo kainų ir ne kainų charakteristikomis yra kompleksiskai patrauklesnės vartotojams, palyginti su konkurentų prekėmis [5].

Makroekonominiu lygmeniu konkurencingumo samprata dar nėra galutinai apibrėžta. Nacionalinis konkurencingumas yra laipsnis, iki kurio laisvos ir skaidrios rinkos sąlygomis įmanomas prekių ir paslaugų tiekimas, kuris turi ne tik išsilaikyti tarptautinėje rinkoje, bet tuo pačiu metu ir padidinti valstybės piliečių pajamas, tačiau tai nėra vien tik valstybės sugebėjimas eksportuoti į užsienį ir išlaikyti prekybos pusiausvyrą [5].

Šalies konkurencingumas yra nagrinėjamas lygmenimis – šalies, pramonės šakos, įmonės, prekės (paslaugos) (1.1 pav.). Šalies ekonomikos konkurencingumas taip pat siejamas su makroekonominiais veiksniais kaip BVP, palūkanų norma, biudžeto deficitas, nacionalinės valiutos stabilumas. Tačiau, pažymima, kad šalies konkurencingumas tai pat priklauso nuo smulkesnių lygmenų konkurencingumo. Nuo to, kaip vyksta pramonės atskirų šakų vystymasis, atskirų įmonių plėtimasis, prekių (paslaugų) išskirtinumas ir kokybė, atitikimas paklausos svyravimas priklauso ir šalies ekonomikos konkurencingumas [12].



1.1 pav. Konkurencingumo lygmenys [12]

Apibendrinant galima teigti, kad makroekonominiu lygmeniu šalies konkurencingumas gali būti apibūdinamas kaip šalies užsienio prekybos pranašumas, lemiamas šalies ekonominio našumo ir turintis įtakos šalies gyventojų gerovei. Šalies socialinio-ekonominio vystymosi sėkmę galima apibrėžti per jo konkurencingumo perspektyvą.

1.2. Eksporto konkurencingumo vertinimo metodai

Eksporto konkurencingumas yra siejamas su eksportuojamos produkcijos apimčių didėjimu į tarptautines rinkas. Kitaip tariant, eksporto konkurencingumas išreiškia vietinių šalies įmonių gebėjimą gaminti ir tiekti prekes užsienio rinkai, taip tenkinant užsienio vartotojų paklausą šalies gaminamai produkcijai. Apibendrinant įvairių mokslinių šaltinių teiginius, galima išskirti pagrindinius veiksnius, didinančius eksporto konkurencingumą – infliacija, valiutos kurso pokyčiai, tiesioginės užsienio investicijos, išlaidos moksliniams tyrimams ir eksperimentinei plėtrai.

Teorinė eksporto augimo „export led-growth“ (ELG) hipotezė teigia, kad eksportas yra vienas iš pagrindinių veiksnių, lemiančių gamybą, ir pagrindinis veiksnys, skatinantis ekonomikos augimą. Šis susitarimas buvo priimtas remiantis argumentais, kad šalies augimas priklauso ne tik nuo darbo ir kapitalo kiekio, bet ir nuo eksporto augimo. Teigiamas ryšys tarp ekonomikos augimo ir eksporto apibrėžiamas išoriniu poveikiu, kurį šalis įgijo dalyvaudama tarptautinėje prekyboje. Pasak šios teorijos rėmėjų, eksportas gali būti laikomas augimo varikliu trimis aspektais [6]. B. Siliverstovs'as ir D. Herzer'as teigia, kad pirma, eksportas yra gamybos augimo katalizatorius, didinant bendrą paklausą [7]. Vidaus eksportuojamų produktų paklausos padidėjimas gali tapti vidaus gamybos padidėjimu, o tai paskatins tiek šalies pajamas, tiek užimtumą ekonomikoje. Ankstesniuose tyrimuose R. Kunst'as ir D. Marin'as teigia, kad eksporto plėtra lems išteklių optimizavimą ir tolesnį ekonomikos produktyvumo didinimą paskirstant išteklius tarp produktyviausių sektorių. Antra, teigiamą ryšį tarp eksporto ir augimo galima paaiškinti „mokymosi pagal eksportą“ efektu, kai konkrečios eksporto rinkoje dalyvaujančios įmonės įgyja naujų žinių ir patirties. J.D. Loecker'is teigė, kad tokia nauda paskatins technologinį tobulėjimą ir darbuotojų mokymą, o tai leis jiems padidinti bendrą efektyvumą, palyginti su neeksportuojais. Pasak G. Feder'o šalutinis eksporto veiklos poveikis leidžia eksportuojančiajai šaliai pasinaudoti masto ekonomija derinant tiek tarptautines, tiek vidaus rinkas, prisidedant prie veiklos apimties išplėtimo, palyginti su viena vidaus rinka [8]. Trečia, eksporto augimo poveikis prekybos balanso požiūriu. Eksporto plėtra seka kartu su aukštu užsienio valiutos lygiu, kuris padidina tarpinių prekių importo poreikį kapitalo formavimui ekonomikoje ir skatina gamybos augimą.

Teorinių šalies eksporto konkurencingumo aspektų analizė rodo, kad konkurencingumo vertinimo metodikos leidžia nustatyti vertinamo objekto santykinę poziciją kitų analogiškų (tos pačios rūšies) objektų atžvilgiu, remiantis sukurta vertinimo kriterijų ir rodiklių sistema. Santykinę šalies eksporto poziciją galima išreikšti kitos šalies ar šalių grupės eksporto atžvilgiu. Konkurencinį pranašumą rodo ne didesnis eksportuojamos produkcijos kiekis, o spartesnis eksporto augimo tempas, sąlygojantis didėjančią užimamą eksporto rinkos dalį. Todėl eksporto rinkos dalies padidėjimas arba sumažėjimas laikomas šalies eksporto konkurencingumo indikatoriumi.

Pasaulinėje, kaip ir bet kurioje vietinėje rinkoje, nusistovi pasiūlos ir paklausos pusiausvyra. Šalies gamintojai negalėtų eksportuoti prekių, jei kitose šalyse nebūtų pirkėjų, kurie norėtų tas prekes nusipirkti, tai yra, importuoti. Konkurencingos eksporto strategijos prielaidos yra tos, kad patraukliausios eksportuotojams yra tos prekės, kurių paklausa pasaulinėje rinkoje yra auganti, ir patraukliausios yra tos rinkos, kuriose paklausa (t. y., importo apimtys) yra auganti [9]. Konkurencingumui tarptautinėje prekyboje išsaugoti ir didinti svarbus gali būti gebėjimas prisitaikyti prie besikeičiančių rinkų poreikių, teisingas (tai yra, atitinkantis paklausos pokyčių tendencijas) reagavimas į prekybos sąlygų tarptautinėje rinkoje pasikeitimus – efektyviai konfigūruojant prekinę ir geografinę eksporto struktūrą.

Kaip pagrindinį kriterijų, veikiančią šalies ekonominį augimą, Lietuvos bankas nurodė eksporto apimčių didėjimą [10]. Kadangi grynasis eksportas yra vienas iš BVP dedamųjų dalių, tai eksporto reitingas smarkiai prisideda prie bendrojo ekonomikos augimo arba nuosmukio. Todėl eksporto augimo tendencijų vertinimo rodiklis yra labai svarbus siekiant įvertinti tam tikrus eksporto vertinius pokyčius. Rinkos dalis šalyje ir rinkos dalis pasaulyje atspindi sektoriaus arba konkrečios prekės apimtį potencialų augimą. Augančios eksporto apimtys rodo, kad šalies įmonės geba prisitaikyti prie kintančių tarptautinės rinkos pokyčių ir sėkmingai plečia sektorius, kurie turi eksporto rinkų potencialą.

1.2.1. Atskleistojo santykinio pranašumo indeksas

Plačiausiai pasaulyje naudojamas šalies eksporto pranašumui nustatyti yra atskleistojo santykinio pranašumo (RCA) indeksas (angl. *revealed comparative advantage* – RCA). Šis indeksas labiausiai paplitęs analizuojant šalies eksporto duomenis. Naudojant RCA indeksą, identifikuojamos pramonės šakos (prekių grupės), kurių tarptautinėje prekyboje šalis turi lyginamąjį pranašumą (netiesiogiai atspindintį ir konkurencingumo lygį). Tai prekių grupės eksporto dalies šalies eksporto struktūroje santykis su prekių grupės eksporto dalimi visoje pasaulinėje tarptautinėje prekyboje.

Atsižvelgiant į būdingus tradicinio RCA indekso, dar kitaip vadinamo Balassa indeksu, trūkumus, idealus matas turėtų turėti šias statistines savybes: fiksuotos rezultatų ribos; stacionarus vidurkis; simetriškas pasiskirstymas su simetriniu ribų nustatymu ir galiausiai aiškus ir unikalus indekso verčių aiškinimas [11].

RCA rodiklių dinamika atskleidžia galimas šalies įmonių galimybes ar grėsmes prekybos tarptautinėje rinkoje. Konkurencingumo rodiklių pokyčiai skatina įmones nuolat sekti ir vertinti situaciją, numatyti veiklos plėtros strategiją arba veiklos diversifikaciją nesėkmės atveju [12].

Tarptautinės eksporto specializacijos kontekste RCA yra santykinis rodiklis, kuris indikuoja šalies specializaciją tam tikruose pramonės sektoriuose. Tradicinė Balassa atskleistojo pranašumo indekso formulė gali būti pateikiama kaip:

$$RCA_{ij} = \frac{X_{ij} / \sum_i X_{ij}}{\sum_i X_{ij} / \sum_i \sum_j X_{ij}}. \quad (1)$$

Formulės skaitiklyje apibrėžiama tam tikro sektoriaus procentinė dalis šalies eksporte – X_{ij} yra eksportas į sektorių i iš šalies j . Vardiklyje pateikiama tam tikro sektoriaus procentinė dalis visų šalių eksporte. Taigi, RCA indeksas parodo šalies eksporto struktūros (skaitiklio) palyginimą su visų šalių eksporto struktūra (vardiklis) [13]. RCA indekso populiarumą moksliniuose tyrimuose sąlygojo lengvas indekso interpretavimas – jei RCA rodiklis yra mažesnis nei 1, šalis neturi lyginamojo pranašumo, jei indeksas viršija 1, galima teigti, kad lyginamasis pranašumas egzistuoja. RCA indeksas ne tik lengvai interpretuojamas, bet jį paprasta naudoti dėl lengvo reikalingų duomenų prieinamumo – reikalingi tik eksporto duomenys lengvai prieinami ir savalaikiai [14]. Taip pat galima apskaičiuoti identiškai ir indeksą, pritaikytą importo duomenims (jis galėtų įvertinti importo priklausomybę).

Nepaisant plataus indekso vartojimo, jis turi ir trūkumų. A. A. Gnidchenko pabrėžia, kad jis yra jautrus eksportuojamų prekių rūšių skaičiui. Ypač šalims, eksportuojančioms nedidelį prekių asortimentą, kadangi jų eksportuojamų prekių dalis visame eksporte sudarys didesnę dalį nei šalių su diversifikuotu prekių eksportu, kurių eksportuojamų prekių asortimentas yra platus. Todėl autoriai pažymi, kad nėra teisinga lyginti heterogeniškas šalis remiantis Balassa indeksu. Kitas literatūroje minimas RCA indekso trūkumas siejamas su struktūriniais eksporto iškraipymais. RCA indeksas labiau pritaikytas pramonės šakoms, kurių didesnis našumas, o ne didesnė išteklių gausa [14]. Indekso asimetriškumas – taip pat dažnai mokslinėje literatūroje minimas RCA indekso trūkumas. Prekių, kurių stiprus palyginamasis pranašumas, indeksas varijuoja $[1; \infty)$ intervale, kai tuo tarpu žemą palyginamąjį pranašumą turinčių prekių indeksas yra intervale $[0; 1]$. Pastaroji problema gali būti išspręsta logaritmuojant arba normalizuojant Balassa indeksą. Simetrinį RCA indekso skaičiavimo būdą pasiūlė K. Laursen'as [15]:

$$RSCA_{ij} = \frac{RCA_{ij}-1}{RCA_{ij}+1}. \quad (2)$$

RSCA indeksas skiriasi nuo tradicinio indekso tuo, kad indekso reikšmės išlieka intervale $[-1; 1]$ ir tai leidžia lengviau interpretuoti rezultatus. Šalis i turi santykinį pranašumą prekės ar sektoriaus srityje šalies j atžvilgiu, jei $0 \leq RSCA_{ij} \leq 1$, ir neturi palyginamojo pranašumo, jei $-1 \leq RSCA_{ij} \leq 0$.

Vienas iš konkurencingumo tyrimuose naudojamų RCA indekso modifikacijų yra NRCA indeksas. NRCA yra palyginti naujas indeksas, kuris leidžia pašalinti daugelį RCA indekso trūkumų [11]. NRCA indeksas turi pastovų vidurkį, simetriją ir yra pasiskirstęs intervale $[-0,25; +0,25]$, o tai yra reikalingos savybės laiko eilučių ekonometriniam tyrimams atlikti [16]. Taigi šalies i , prekės j , NRCA indeksas gali būti apskaičiuojamas taip:

$$NRCA_j^i = \frac{\Delta E_j^i}{E_w} = \frac{E_j^i}{E_w} - \frac{E_{wj} \cdot E^i}{E_w \cdot E_w}; \quad (3)$$

čia E_j^i yra šalies i eksportas prekės j , E^i yra i šalies visas eksportas, E_{wj} žymi pasaulio eksportą j prekės iš viso ir E_w yra pasaulio eksportas iš viso. NRCA indeksas matuoja prekės j eksporto nuokrypio laipsnį lyginant su viso pasaulio prekės j eksportu. Todėl šalis pasižymi lyginamuoju pranašumu prekės j eksporte, jei $NRCA > 0$. Ir atvirkščia, jei $NRCA < 0$, šalis neturi palyginamojo pranašumo kitų šalių atžvilgiu [17].

1.2.2. Pastoviųjų rinkos dalių analizės metodas

Mokslinės literatūros analizė parodo, kad viena iš šalies eksporto konkurencingumo priežasčių gali būti ir šalies eksporto struktūra. Dėl šalies įmonių sugebėjimo konkuruoti produktyvumo lygiu, nulemiančiu santykinai žemesnę produkcijos kainą, arba patenkinant kitus vartotojų reikalavimus produktui, gali kisti šalies eksporto rinkos dalis. Pastoviųjų rinkos dalių analizės metodas (CMSA) leidžia įvertinti ne tik struktūros nulemtus šalių eksporto augimo tempų skirtumus, bet ir detalai iširti eksporto struktūrą, kad būtų galima atsižvelgti į eksporto konkurencingumą lemiančius veiksnius.

Pastoviųjų rinkos dalių analizės (angl. *Constant Market Share analysis*) metodas leidžia išskaidyti šalies eksporto augimą lemiančius veiksnius į komponentus, kurie atitinka pastoviąsias rinkos dalis įvairiuose lygmenyse [18]. Šis metodas skirtas padėti geriau suprasti įvairių galimų eksporto augimo veiksnių santykinę svarbą.

H. Tyszynski'as norėdamas sužinoti, koku mastu skirtingų šalių rinkos dalių pokyčiai gali būti paaiškinti pradine kiekvienos šalies eksporto prekių sudėtimi, apskaičiavo, kokia būtų bendra šalies rinkos dalis pasaulinėje rinkoje, jei jos rinkos dalys atskirose prekių grupėse išliktų pastovios [19]. Jis apibrėžė hipotetinės ir pradinės rinkos dalies skirtumą kaip rinkos dalies pasikeitimą, kurį sukėlė struktūriniai pasaulio prekybos pokyčiai. E. E. Leamer'is ir R. M. Stern'as pasiūlė naują metodo versiją, kuri buvo naudojama daugelyje vėlesnių tyrimų. Net jei iš pirmo žvilgsnio atrodo, kad taip nėra, jie iš tikrųjų nemaža dalimi laikėsi H. Tyszynski'o metodo versijos, apskaičiuodami H. Tyszynski'o pasiūlytą „struktūrinį“ efektą, kurį jie pavadino prekių sudėties efektu, ir konkurencingumo efektą, kurį H. Tyszynski'o skaičiavimo metodas vertino kaip likutį. Tačiau jie pridėjo vieną „tarpinį“ efektą – šalies eksporto pasiskirstymo poveikį. Tačiau tiek H. Tyszynski'o,

tiek E. E. Leamer'io ir R. M. Stern'o metodo versijos kritikuojamos dėl nenuoseklaus indeksų naudojimo ir nepakankamo išaiškinimo apie tai, kaip reiktų aiškinti likučius skaičiavimuose. 1971 metais J. D. Richardson'as iškėlė dar vieną svarbų CMS analizės klausimą. Jis pasiūlė suskaidyti struktūrinį poveikį atsižvelgiant į kiekvienos prekės, į kurią orientuota šalis, eksportą [18].

Literatūroje aptinkama daug ir įvairių CMS analizės dekomponavimo būdų. E. E. Leamer'io ir R. M. Stern'o metodu paremtas metodo skaidymas remiasi tarptautinės prekybos vertės augimu. Pirminėse pastoviųjų rinkos dalių analizės versijose buvo analizuojamas šalies eksporto vertės pokytis, kuris dažniausiai būdavo dekomponuojamas į struktūrinius efektus (prekės ir rinkos) bei konkurencingumo efektą arba liekaną [7]. Remiantis E. E. Leamer'iu ir R. M. Stern'u, šalies eksporto dviejų metų analizė yra suskirstyta į šias dalis:

$$V' - V \equiv \underbrace{\sum_j r V_j}_1 + \underbrace{\sum_j (r_i - r) V_j}_2 + \underbrace{\sum_i \sum_j (r_{ij} - r_i) V_{ij}}_3 + \underbrace{\sum_i \sum_j (V'_{ij} - V_{ij} - r_{ij} V_{ij})}_4. \quad (4)$$

Formulėje (4) V' yra šalies A eksporto vertė periode 2, V yra šalies A eksporto vertė periode 1, r yra procentinis pokytis viso pasaulio eksporto vertės nuo periodo 1 iki periodo 2, V_j yra šalies A eksporto vertė į šalį j periode 1, r_i yra procentinis pokytis prekės i eksporto pasaulyje nuo periodo 1 iki periodo 2, r_{ij} yra procentinis pokytis prekės i eksporto į šalį j pasaulyje nuo periodo 1 iki periodo 2; V_{ij} šalies A eksporto vertė prekės j 1 periode, V'_{ij} šalies A eksporto vertė prekės j 2 periode. Išskiriamos keturios pastoviųjų rinkos dalių metodo dalys – (1) pasaulinės prekybos efektas, kuris bet koki faktinio šalies A eksporto pokytį sieja su bendru pasaulio eksporto padidėjimu. (2) Produkto efektas kuris indikuoja koku mastu šalies A eksportas skiriasi dėl specializacijos tam tikrai prekei jei jos eksporto paklausa auga greičiau nei pasaulio vidurkis. Teigiama šio efekto reikšmė reiškia, kad atitinkamai šalis daugiausia dėmesio skyrė eksporto prekėms, kurių rinkos augo palyginti greitai, o jei vertė neigiama, šalies eksportas susitelkė lėtai augančios paklausos prekių rinkose. Taip pat efektas atspindi eksporto pasikeitimus dėl eksportuojamų produktų struktūros. (3) Rinkos efektas apibrėžia šalies A eksporto padėtį konkrečioje geografinėje rinkoje lyginant su viso pasaulio eksporto dydžiu. Teigiamas efektas rodo, kad atitinkama šalis savo eksportą sutelkė tose rinkose, kuriose eksporto vertė sparčiai auga, ir neigiama reikšmė atitinkamai rodo, kad šalis koncentruojasi labiau sustingusiuose regionuose. (4) Konkurencingumo efektas parodo šalies A gebėjimą užimti arba didinti užimamas eksportuojamų prekių rinkos dalis. Efektas atspindi skirtumą tarp faktinio eksporto augimo ir augimo, kuris būtų buvęs jei šalis A išlaikytų pastovią kiekvienos prekės eksporto dalį toje šalyje. Neigiama efekto vertė indikuoja nesugebėjimą išlaikyti rinkos dalies, kai ji neišvengiamai susijusi su santykinu kainų kilimu [20].

Priklausomai nuo taikomos tyrimo metodikos ir tikslų, literatūroje aptinkama daug pastoviųjų rinkos dalių metodo variacijų. Prekės efektas rodo prekybos partnerių importo struktūros įtaką analizuojamos šalies eksporto vertės pokyčiui. Vadovaujantis prekės efekto verte, galima nustatyti šalies specializacijos kryptį – ar šalis specializuojasi prekėse, kurių paklausa santykinai sparčiai auga. Rinkos efektas rodo, ar šalis eksportuoja prekes į santykinai sparčiai augančius regionus. Likusi pokyčio dalis (arba liekana), kurios nepaaiškina prekės ir rinkos efektai buvo priskiriama konkurencingumo efektui [21].

Dėl taikomų skaičiavimo metodų, kai rezultatai priklausė nuo efektų skaičiavimo eiliškumo, ir dėl kai kurių efektų ekonominio interpretavimo, pastaroji CMS analizės versija buvo gausiai kritikuojama ir vėliau buvo bandoma ištaisyti metodo trūkumus. J. Fagerberg'as ir G. Sollie, skirtingai nei tradicinėje pastoviųjų rinkos dalių analizėje, analizuoja ne eksporto vertės, o šalies užimamos rinkos dalies pokytį, kurį išskaido į penkis efektus – du struktūrinius (prekės ir rinkos) bei tris dinامينius (konkurencingumo, prekės adaptacijos bei rinkos adaptacijos efektus) [22].

Konkurencingumo efektas rodo šalies gebėjimą užimti arba didinti užimamas eksportuojamų prekių rinkos dalis. Šis efektas apima tiek kainos konkurencingumo, tiek ir ne kainos konkurencingumo veiksnis. Teigiamas efekto vertė rodo eksporto konkurencinį pranašumą, lyginant su likusiomis pasaulio šalimis, tačiau neigiamas efekto reikšmė identifikuojama kaip trūkumas. Prekės efektas rodo, kokia dalimi keitėsi užimama rinkos dalis dėl to, kad šalis eksportuoja prekes, kurių paklausa importo partnerėse auga santykinai sparčiai. Rinkos efektas rodo kokia dalimi keitėsi užimama rinkos dalis dėl to, kad šalis eksportuoja prekes į regionus, kuriuose paklausa auga sparčiau nei vidutiniškai pasaulyje. Prekės adaptacijos efektas rodo, kokia dalimi keitėsi užimama rinkos dalis dėl šalies eksporto struktūros gebėjimo prisitaikyti prie prekių pasaulinės paklausos pokyčių. Rinkos adaptacijos efektas rodo, kokia dalimi keitėsi užimama rinkos dalis dėl šalies gebėjimo perorientuoti eksportą į šalis ar regionus, kuriuose paklausa auga sparčiau nei vidutiniškai pasaulyje [22].

1.1 lentelė. Pastoviųjų rinkos dalių analizės privalumai ir trūkumai [7]

Privalumai	Trūkumai
Gana paprastas būdas analizuoti sudėtingus eksporto dinamikos modelius	Aprašomoji priemonė, nenurodo priežasčių
Stiprus teorinis pagrindimas	Matavimo paklaidos duomenų sraute tiesiogiai įtakoja rezultatus
Leidžia apibendrinti pagrindinius didelės apimties duomenų aspektus	Reikia atsargiai taikyti rodiklius tinkamu apibendrinimo lygiu (angl. <i>aggregate level</i>). Prekybos dalys (angl. <i>trade share</i>) kiekvienais metais gali skirtis, ypač išskaidytomis dalimis, todėl rezultatai gali būti klaidinantys.
Gali suteikti naudingų įžvalgų apie eksporto konkurencingumo strategijos kūrimą, taip pat įvertinti esamą eksporto politikos poveikį.	

J. Gilbert'as pastoviųjų rinkos dalių analizėje išskiria augimo efektą (angl. *World Growth Effect*), prekės efektą (angl. *Commodity Effect*), rinkos efektą (angl. *Regional Market Effect*) ir konkurencingumo efektą (angl. *Competitiveness Effect*) [7]. Augimo efektas apibūdinamas kaip pasaulio eksporto didėjimo lemiamas eksporto augimas. Produkto efektas parodo eksporto augimą, lemiamą eksporto prekių sudėties. Teigiamas produkto efektas parodo, kad koncentruojamasi į produkto, kurio paklausa pasaulyje auganti, eksportą. Rinkos efektas priskiriamas regioninei šalių eksporto sudėčiai. Teigiamas rinkos efektas parodo, kad eksportuojama į tas šalis ar regionus, kuriuose matomas paklausos augimas. Konkurencingumo efektas arba dar vadinamas liekamasis poveikis, atspindi skirtumą tarp faktinio eksporto augimo ir augimo, kuris būtų įvykęs, jei eksporto dalys išliktų pastovios. Teigiamas vertė aiškinama kaip padidėjęs konkurencingumas.

1.2.3. Gravitacinis tarptautinės prekybos modelis

Gravitacinis modelis naudojamas atliekant kiekybinius tarptautinės prekybos tyrimus. Modelis paremtas Niutono gravitacijos teorija, kuri teigia, kad gravitacinė trauka tarp dviejų objektų proporcinga jų masių sandaugai ir atvirkščiai proporcinga atstumo tarp jų kvadratui [23]. Gravitacinis modelis vienas iš populiariausių modelių, sekiant nustatyti prekybos srautus įtakojančius faktorius ir paaiškinti gamybos apimčių kaitos priežastis [24].

1962 metais J. Tinbergen'o [25] pasiūlytas ir vėliau patobulintas J. E. Anderson'o [26], šis modelis remiasi prielaida, kad dvišalė prekyba yra tiesiogiai proporcinga šalies partnerės BVP dydžiui ir turi atvirkštinę priklausomybę nuo šalies partnerės geografinio atstumo [24]. Logaritmine tiesine išraiška išreikštas gravitacinis modelis aprašomas formule:

$$\ln X_{ij} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln Y_i + \alpha_2 \ln Y_j + \alpha_3 \ln d_{ij}; \quad (4)$$

čia X_{ij} yra priklausomas kintamasis ir dažniausiai naudojamas šalies eksportuotojos i eksporto į šalį importuotoją j apimties išraiška. Kintamieji Y_i , Y_j , d_{ij} yra nepriklausomi kintamieji ir priklauso nuo tyrimo tikslų. Naudojantis gravitaciniu modeliu, gali būti analizuojamos prekybos teorijos, taip pat veiksniai, įtakojančys tarptautinės prekybos srautus. Šiuo modeliu gali būti grindžiamas kokybinių veiksnių, tokių kaip bendra valstybių siena, bendra religija, etninė kultūra, kultūra, bendra kalba, įtraukimas į prekybos srautų priežastingumo tyrimą [27].

Įprastai tiek eksportuotojos, tiek importuotojos BVP dydžiai ir gyventojų skaičius pradinėse uždavinio sąlygose nurodomi atskirai, tačiau analizuojamos ir santykinės jų reikšmės, t. y. BVP, tenkantis vienam gyventojui. Daroma prielaida, kad didėjant bendrųjų pajamų ir pajamų, tenkančių vienam gyventojui, dydžiams tarptautinės prekybos apimtys taip pat didėja. Dažnai daroma prielaida, kad prekės, kurias tam tikra šalis gali pasiūlyti, yra susijusios su eksportuojančios šalies BVP ir BVP,

tenkančio vienam gyventojui, dydžiais ir turi tam tikrų koreliacinių ryšių. Todėl analogiškomis sąlygomis, kiekviena šalis linkusi importuoti iš didesnio ir turtingesnio partnerio [41].

Gravitacinis tarptautinės prekybos modelio taikymas turi ir trūkumų:

- modelis negali įvertinti tai, kad trečiųjų šalių kaštai gali įtakoti dvišalius prekybinius srautus;
- kainų įtaka prekybos srautams taip pat nėra įvertinama.

BVP, atstumas tarp prekybos partnerių, prekybiniai susitarimai – moksliniuose tyrimuose dažniausiai sutinkamos gravitacinio modelio dedamosios [28, 29, 30].

1.3. Mokslinių tyrimų apžvalga

Aukščiau pateikti eksporto analizės įrankiai buvo pritaikyti ne viename moksliniame tyrime. Vienas iš jų yra tarptautinės prekybos kava eksporto tyrimas tarp Indonezijos ir Vietnamo. Mokslininkas Z. Ishak'as [31] tyrime analizuoja, kokie lemiami faktoriai įtakoja kavos eksportą, naudojant gravitacijos modelį pagal O. Keith'o 2003 metais pasiūlytą modelį ir konkurencingumo lygmenį pagal J. Richardson'o 1971 metais pasiūlyta pastoviųjų rinkos dalių analizės metodą, taip pat naudoja Balassa indeksą, kitaip žinomą kaip atskleistojo santykinio pranašumo indeksą (RCA), remdamasis J. Hinloopen'o ir Ch. Marrewijk'o 2008 metų tyrimo metodika. Rezultatai rodo, kad remiantis 2004-2014 m. tarptautinės prekybos duomenimis, BVP ir gyventojų skaičius yra du veiksniai, turintys teigiamą įtaką prekybai kava, o valiutos kursas ir atstumas neigiamai veikia tiek Indonezijos, tiek Vietnamo prekybos rezultatus. Remiantis RCA indeksu, Indonezijos kavos eksporto konkurencingumo indeksas yra panašus į Vietnamo, tačiau remiantis CMSA rezultatais, Indonezijos kavos eksporto konkurencingumas yra didesnis nei Vietnamo.

N. M. Muhammad'as ir C. H. Yaacob'as Malaizijos elektronikos ir elektros prekių eksporto konkurencingumo tyrime taip pat naudoja RCA indeksą ir CMSA metodiką. CMS analizė parodė, kad elektronikos ir elektros prekių eksporto vertę labiausiai įtakojo struktūrinis efektas. Labai aukštas RCA indeksas parodė, kad Kinija monopolizuoja elektronikos ir elektros prekių eksporto srautus į Honkongą. Tačiau leido išryškinti ir prieš tyrimą darytą prielaidą, kad ne tik Kinija yra elektronikos ir elektros prekių eksporto lyderė [32].

Apridar'as 2015 metų tyrime vertino Indonezijos tunų eksporto konkurencingumą Azijos šalių rinkoje 2005–2010 m. laikotarpiu ir įvertino veiksnius, turinčius įtakos tunų eksporto konkurencingumui [33]. Šiam tikslui pasiekti buvo naudojamas RCA indeksas ir CMSA metodika, pasitelkiant gravitacijos modelį. Pastoviųjų rinkos dalių analizė (CMSA) parodė, kad prekybos tunu silpnumą lėmė santykinai didesnis eksporto augimas, kurį lemia prekės efektas. Gravitacijos modelio rezultatas paaiškino veiksnius, kurie lemia tunų prekybos tarp Azijos šalių konkurencingumo

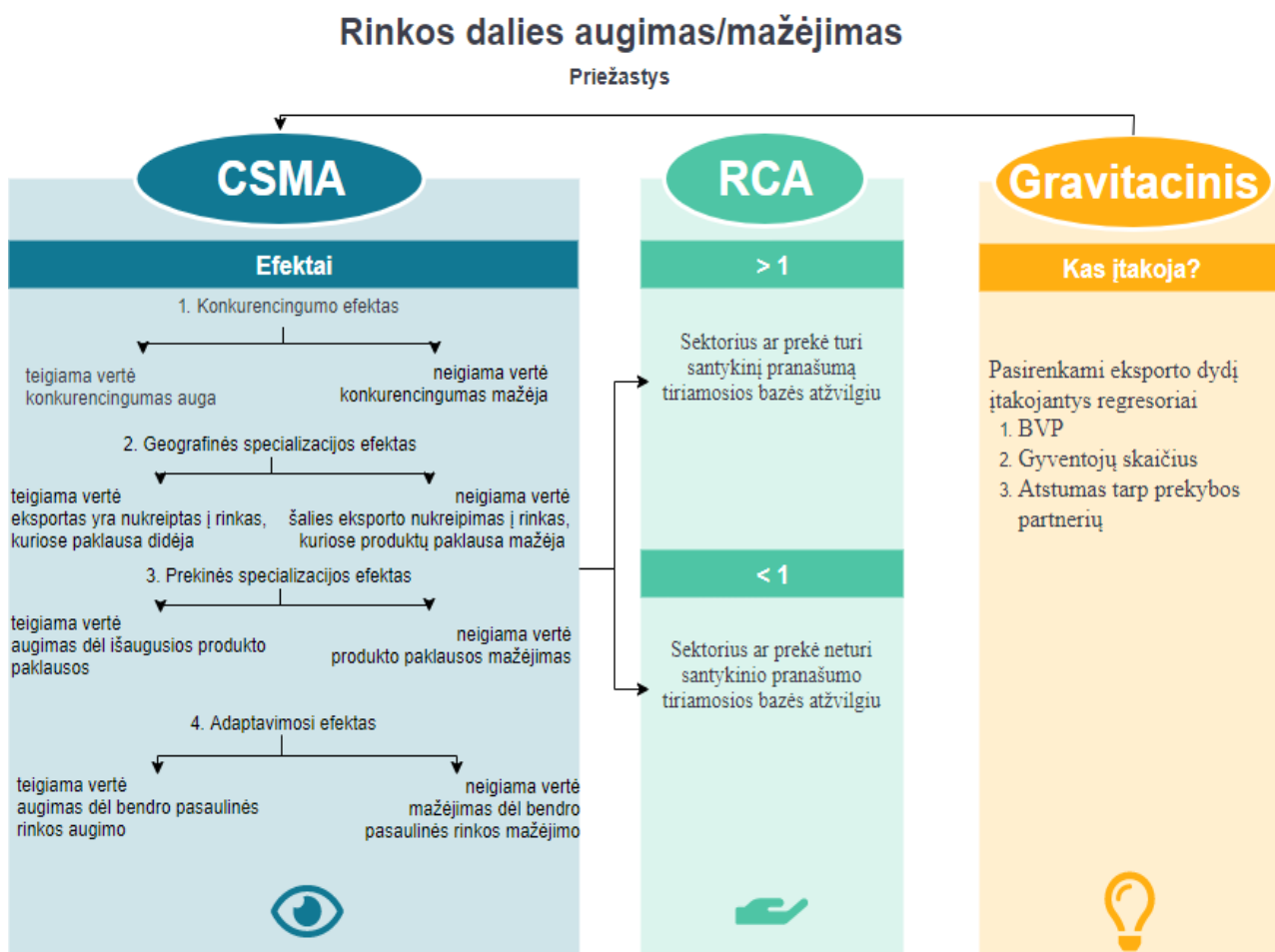
rodiklius. Modeliui pritaikyta teorinė formulė, naudota 2007 metais tyrėjo K. Hemkamon'o, kurioje veiksniai, veikiantys dvišalius prekybos srautus, apibrėžiami kaip abiejų prekiaujančių šalių BVP, gyventojų skaičius, atstumas tarp prekiaujančių šalių ir eksportas. Tyrimas parodė, kad tiek eksportuojančios tiek importuojančios šalies BVP turi neigiamą, tačiau labai reikšmingą įtaką ir CMSA efektams, ir RCA indeksui. Gyventojų skaičius teigiamai veikia rodiklius, tačiau reikšmingą įtaką turi tik CMSA efektams. Kai tuo tarpu atstumas turi neigiamą įtaką ir tik CMSA efektams yra reikšmingas. RCA indekso veiksnių tyrimui buvo naudojamas atsitiktinių efektų metodas (angl. *random models effect*). Pastoviųjų rinkos dalių modelyje geresnis rezultatas buvo gaunamas naudojant jungtinių mažiausių kvadratų modelį (angl. *pooled least squares model*).

2018 metais X. Zheng'o, L. Jia, J. Bao and J. Chen'o tyrime, Kinijos ir Baltijos šalių tarpusavio prekybos galimybėms nustatyti, taip pat naudojo RCA ir gravitacijos metodą. Šiame tyrime prekybos potencialui analizuoti naudojamas išplėstinis gravitacinis modelis, kuris padeda kurti efektyvias prekybos strategijas ir parodo, kad Kinijos ir Baltijos šalių prekyba turi būti visapusiškai išnaudota [34].

Pastaruoju metu vis daugiau mokslinių tyrimų, susijusių su eksporto konkurencingumo vertinimu, atliekama pasitelkiant mašininio mokymo metodus. Taikant neuroninių tinklų metodologiją, mokslininkai F. Quimba [35], I. Wohl'as [36] panaudojo gravitacijos modelį rezultatų vertinimui. Neuroninis tinklas davė geresnius rezultatus, vertinant eksporto srautų priežastingumą tarp šalių, taip pat tikslesnes eksporto srautų prognozes. Palyginimai tarp modelių buvo atliekami vidutinės kvadratinės RMSE(angl. *Root Mean Square Error*) paklaidos pagalba. Tokia paklaida parodo kiek netiksliai buvo prognozuota nuo realios reikšmės, kiek smarkiai spėjimai išsibarstę aplink teisingus atsakymus. Jie atkreipė dėmesį į tai, kad neuroniniai tinklai turi netiesinę funkcinę priklausomybę, puikiai susidoroja su triukšmu daugumoje duomenų rinkinių ir yra palyginti tvirtesni bei pasižymi dideliu pritaikomumu dėl didelių duomenų (angl. *Big data*) apdorojimo [37].

2. Metodologija

Prekių grupės arba sektoriaus eksporto konkurencingumo vertinimo modelio kūrimas vyko pagal 2.1 paveiksle pateiktą schemą.



2.1 pav. Tyrimo modelis

2.1. Pradinių duomenų surinkimas ir apdorojimas

Pastoviųjų rinkos dalių analizei ir RCA indekso skaičiavimui naudojami duomenys, pateikti *UN Comtrade* duomenų bazėje. Ši duomenų bazė yra didžiausia tarptautinės prekybos duomenų saugykla. Joje nuo 1962 m. yra daugiau nei 3 milijardai duomenų įrašų ir ji viešai prieinama internete. Daugiau nei 170 šalių teikia Jungtinių Tautų statistikos skyriui (UNSD) savo metinius tarptautinės prekybos statistinius duomenis, išskirstytus pagal prekių / paslaugų kategorijas ir šalis-partneres. Naudojant nuoseklų kodavimą ir vertinimą, taip pat apdorojimo sistemą, duomenys paverčiami vientisa duomenų baze. Visos prekių vertės yra konvertuojamos iš nacionalinės valiutos į JAV dolerius, naudojant šalių reporterių pateiktus valiutų kursus arba apskaičiuojamos pagal mėnesinius valiutos kursus ir prekybos apimtį.

Duomenų gavybai buvo pasitelkta aukščiausios kategorijos prieiga (angl. *Premium access*), kuri suteikia teisę parsisiųsti daugiau nei 50000 įrašų per dieną. Duomenys pateikti tiek mėnesiniai, tiek metiniai. Pasirenkamas 10 metų laikotarpis. Kiekvieno duomenų rinkinio kintamieji ir jų reikšmės pateikiamos 2.1 lentelėje.

2.1 lentelė. Metinio duomenų rinkinio kintamieji

<i>Kintamojo pavadinimas</i>	<i>Aprašymas</i>	<i>Galimos reikšmės</i>	<i>Tipas</i>
<i>Classification</i>	Prekybos duomenų klasifikavimo schema	HS, SITC, BEC, EB02	Tekstas
<i>Year</i>	Prekybos duomenų metai	Metai	Data
<i>Period</i>	Prekybos duomenų periodas	Metai, mėnesis, ketvirtis	Data
<i>Period Desc.</i>	Prekybos duomenų periodo pavadinimas	Metai, mėnesis, ketvirtis	Tekstas
<i>Aggregate Level</i>	Prekės kategorijos hierarchinis lygis	1-HS1, 2-HS2, 3-HS3, 4-HS4	Skaičius
<i>Trade Flow Code</i>	Prekybos srauto kodas	"1"- "Import" "2"- "Export"	Skaičius
<i>Reporter Code</i>	Skaitinis šalies kodas	0- World, 440-Lithuania ir t.t.	Skaičius
<i>Reporter</i>	Šalies pavadinimas	Pvz., Lithuania, United States ir kt.	Tekstas
<i>Reporter ISO</i>	Trijų raidžių šalies kodas	Pvz., LTU, HRV ir kt.	Tekstas
<i>Partner Code</i>	Skaitinis šalies kodas		
<i>Partner</i>	Šalies pavadinimas	Pvz. Lithuania, United States ir kt.	Tekstas
<i>Partner ISO</i>	Trijų raidžių šalies kodas	Pvz., LTU, HRV ir kt.	Tekstas
<i>Commodity Code</i>	Produkto kodas kartu su klasifikavimo kodu	05- Gyvūninės kilmės produktai, 48- Popierius ir kartonas; gaminiai iš popieriaus masės, popieriaus arba kartono ir t. t.	Skaičius
<i>Commodity</i>	Prekės pavadinimas	Dirbtinis kailis ir jo dirbiniai ir kt.	Tekstas
<i>Qty Unit Code</i>	Kiekio matavimo vieneto pavadinimas	14-km, 8-kg, 7-l ir t. t.	Skaičius
<i>Qty Unit</i>	Kiekio matavimo vieneto santrumpa	km, kg, m ir t. t.	Tekstas
<i>Qty</i>	Kiekis		Skaičius
<i>Netweight (kg)</i>	Svoris		Skaičius
<i>Trade Value (US\$)</i>	Prekybos vertė JAV doleriais		Skaičius

Duomenys, esantys šioje duomenų bazėje, yra nuolat atnaujinami, itin atidžiai prižiūrimi ir naudojami kaip pagrindas kitose duomenų bazėse ar analitiniuose įrankiuose. Taip pat yra sukurti programiniai įrankiai *Python* ir *R* aplinkose greitam duomenų parsisiuntimui.

Gravitaciniam metodui duomenų rinkinys buvo sudaromas iš skirtingų duomenų šaltinių. Atstumas tarp tarptautinės prekybos partnerių pateikiamas CEPII duomenų bazėje. CEPII duomenų bazėje pateikiamos daugelio pasaulio šalių ekonominiai indikatoriai. Informacija pateikiama „Geodist“

duomenų rinkinyje, kuriame vienas iš kintamųjų yra atstumas tarp prekybos partnerių vertinamas kilometrais. Gyventojų skaičius ir BVP rodikliai pateikiami Pasaulio banko duomenų bazėje (angl. *World Development Indicators (WDI)*). Pasaulio banko duomenų bazė – laisvos prieigos, daugiau nei 2000 statistinių rodiklių svetainė apjungia įvairias statistinių duomenų bases.

2.2. Konkurencingumo vertinimo metodo realizavimas

Eksporto rinkos dalių padidėjimas ar praradimas dažnai laikomas atskiros šalies prekybos konkurencingumo rodikliu. Taigi, rinkos dalies pokyčiai plėtojant eksportą, yra pagrindinis konkurencingumo analizės objektas.

Pastoviųjų rinkos dalių analizė

Pasinaudodami [42] šaltinyje pateikta metodologija, tyrime taikysime pastoviųjų rinkos dalių analizės metodiką, kuri leidžia metodą pritaikyti sektoriaus ar prekės lygmeniu.

Santycinės pasaulinės rinkos dalies pokyčio skaičiavimas atliekamas pagal (5) formulę:

$$\left(\frac{X_{ds}^t}{X_{ws}^t}\right) - \left(\frac{X_{ds}^{t_0}}{X_{ws}^{t_0}}\right) = \sum_j \left[\left(\frac{X_{ds}^t}{X_{js}^t}\right) \times \left(\frac{X_{js}^t}{X_{ws}^t}\right) - \left(\frac{X_{ds}^{t_0}}{X_{js}^{t_0}}\right) \times \left(\frac{X_{js}^{t_0}}{X_{ws}^{t_0}}\right) \right]; \quad (5)$$

Rinkos dalis importuoja nčioje šalyje, laike t (visų suma)	Importuojančios šalies dalis pasauliniame importe, laike t	Rinkos dalis importuoja nčioje šalyje, laike 0 (visų suma)	Importuojančios šalies dalis pasauliniame importe, laike 0 (visų suma)
--	--	--	--

čia s – sektorius arba produktas; d – šalis; j – importuojančios rinkos; t – laikas, metai; 0 pradžioje ir dabar; X – eksporto vertė; X_{ws}^t – pasaulinis sektoriaus s eksportas. (5) formulėje apibrėžiamas šalies tam tikro sektoriaus eksporto pokytis per laikotarpį $[t; t_0]$. Šį pokytį dekomponuojame į konkurencingumo efektą, geografinės specializacijos efektą arba kitaip vadinamą rinkos efektą, prekinės specializacijos efektą ir adaptavimosi efektą.

$$\text{Konkurencingumo efektas} = \sum_j \left[\frac{X_{djs}^t}{X_{js}^t} - \frac{X_{djs}^{t_0}}{X_{js}^{t_0}} \right] \times \frac{X_{js}^{t_0}}{X_{ws}^{t_0}}. \quad (6)$$

$$\text{Geografinės specializacijos efektas} = \sum_j \frac{X_{djs}^{t_0}}{X_{js}^{t_0}} \times \left[\frac{X_{js}^t}{X_{ws}^t} - \frac{X_{js}^{t_0}}{X_{ws}^{t_0}} \right]. \quad (7)$$

$$\text{Prekinės specializacijos efektas} = \sum_j \left[\frac{X_{djs}^{t_0}}{X_{js}^{t_0}} - \frac{X_{dj}^{t_0}}{X_j^{t_0}} \right] \times \left[\frac{X_{js}^t}{X_w^t} - \frac{X_{js}^{t_0}}{X_w^{t_0}} \right]. \quad (8)$$

$$\text{Adaptavimosi efektas} = \sum_j \left[\frac{X_{djs}^t}{X_{js}^t} - \frac{X_{djs}^{t_0}}{X_{js}^{t_0}} \right] \times \left[\frac{X_{js}^t}{X_w^t} - \frac{X_{js}^{t_0}}{X_w^{t_0}} \right]. \quad (9)$$

Kaip jau minėta mokslinės literatūros apžvalgoje, konkurencingumo efektas yra hipotetinis, procentais išreikštas šalies eksporto konkurencingumo pokyčio dydis, kuris realybėje sutaptų su bendroju rinkos dalies pokyčiu, jeigu per analizuojamą laikotarpį pasikeistų tik šalies eksporto dalis konkrečiose rinkose, bet šių rinkų struktūra liktų nepakitusi. (6) formulėje rinkos dalies pasikeitimai konkrečių šalių (produktų) importo rinkose dauginami iš tų rinkų dalies pasaulyje analizuojamo laikotarpio pradžioje.

Geografinės specializacijos efektas rodo menamą pokytį, kuris atitiktų realų, jeigu per analizuojamą laikotarpį būtų keitėsi tik importuojančių šalių dalis pasaulinėje prekybos struktūroje, o analizuojamos šalies eksporto dalis šiose šalyse liktų nepakitusi. Efektas pateikiamas (7) formulėje apskaičiuojamas rinkos dalis importuojančioje šalyje pradinio laiko momentu t_0 dauginant iš importuojančios šalies dalies pasaulyje pasikeitimo.

Prekinės specializacijos efektas pateikiamas (8) formulėje skaičiuojamas kaip sandauga importuojančių šalių dalies pasaulio importo struktūroje pokyčio ir skirtumo tarp šalies eksportuotojos pradinės rinkos dalies importuojančiose šalyse analizuojamajame sektoriuje ir bendrai visame šalies importe iš analizuojamos šalies. Teigiamą reikšmę rodo naudą (teigiamą įtaką) globalios rinkos dalies pokytyje, kurią sąlygojo šalies eksporto specializacija augančiose (dinaminėse, paklausiose pasaulinėje prekyboje) produktų grupėse.

Adaptavimosi efekto skaičiavimas ((9) formulė) remiasi rinkos dalies pokyčio importuojančiose šalyse ir importuojančių šalių pasaulinės rinkos dalies pokyčio sandauga. Parodo šalies gebėjimą pritaikyti eksporto pasiūlą prie besikeičiančios paklausos poreikių importuojančiose šalyse ir pasaulinėse konkrečių prekių rinkose.

Programoje efektai apskaičiuojami sudarant matricas ir vektorius. $\frac{X_{djs}^t}{X_{js}^t}$ yra matrica, kurios elementus

sudaro d-tosios šalies eksportuojamų prekių grupių rinkos dalys j-tosios šalies atitinkamų prekių

grupių eksporte (mikro dalys). $\frac{X_{js}^{t_0}}{X_w^{t_0}}$ yra vektorius, kurį sudaro prekes importuojančių šalių dalys

bendrame pasaulio prekių importe. $\frac{X_{dj}^{t_0}}{X_j^{t_0}}$ yra vektorius, kurio elementus sudaro d-tosios šalies bendro

prekių eksporto dalis j-tosios šalies bendrame prekių importe (makro dalys). t - reiškia nagrinėjamą laikotarpį, 0 – pradinį laikotarpį.

Atskleistojo santykinio pranašumo (RCA) indeksas

1965 metais Balassa sukurtas Atskleistojo santykinio pranašumo (RCA) indeksas yra plačiai naudojamas santykiniam sektoriaus ar produkto eksporto pranašumui ir šalies konkurencinei padėčiai nustatyti. Tam tikra šalis neturi lyginamojo pranašumo tam tikros grupės prekių gamyboje ir tarptautinėje prekyboje, jei RCA indekso reikšmė mažesnė už vienetą.

$$RCA_{ij} = \frac{\left(\frac{x_{ij}}{X_j}\right)}{\left(\frac{x_{iw}}{X_w}\right)} = \frac{\text{Prekių grupės ar sektoriaus dalis šalyje}}{\text{Prekių grupės ar sektoriaus dalis pasaulyje}}, \quad (10)$$

kur x_{ij} – konkrečios pramonės šakos ar produkto i eksporto vertė iš šalies j, X_j – visa eksporto iš šalies j vertė, x_{iw} – sektoriaus ar produkto i pasaulinio w eksporto vertė; X_w – visa eksporto pasaulyje w vertė.

Didesnė už vienetą indekso reikšmė rodo, kad šalis specializuojasi analizuojamos prekės eksporte ir dėl to turi santykinį pranašumą tiriamosios bazės atžvilgiu; t. y. prielaida konkurencingumui didinti.

2.3. Klasterinė analizė

Naudojant klasterizavimo metodus, gautus tiriamo sektoriaus konkurencingumo metodo efektus ir gravitacinio metodo duomenis galima suskirstyti į optimalias grupes, pagal šalis, išskiriant grupei būdingus požymius.

Klasterizavimas (angl. *clustering*) yra duomenų analizės būdas, padedantis atskleisti jų struktūrą. Klasterizavimas yra skirtas sugrupuoti objektus į iš anksto nežinomus klasterius (angl. *clusters*). Klasterizavimu taip pat gali būti siekiama sumažinti tiriamų duomenų kiekį, sugrupuojant ir nagrinėjant juos atskirai [45]. Klasterinė analizė – tiriamų objektų arba jų savybių jungimas į klases, grupes ar tipus, pagal giminingumą, panašumą, skirtumus, atstumą, koreliacinio ryšio stiprumą ar kitus artumo matavimus. Objektai suskirstomi į klasterius taip, kad skirtumai klasterių viduje būtų kuo mažesni, o tarp klasterių – kuo didesni. Vertinant klasterizavimo metodus pagal jų veikimo principus, galima išskirti pagrindinius metodų tipus: padalinimo metodai, tankiu grįsti metodai ir hierarchiniai klasterizavimo metodai.

Hierarchiniai metodai klasterius sudaro remdamiesi hierarchiniu principu, t. y. prielaida, kad visi duomenys laikomi vienu dideliu klasteriu, kurį sudaro mažesni klasteriai, įtraukiantys dar mažesnius ir t. t. Klasteriai gali būti randami skaidymo metodu (angl. *divisive method*), vienintelį klasterį

skaidant į mažesnius, arba jungimo metodu (angl. *agglomerative method*), mažus klasterius apjungiant į didesnius [46]. Hierarchiniais metodais nustatoma bendra visų klasterių tarpusavio priklausomybių struktūra ir tik tada sprendžiama, koks klasterių skaičius yra optimalus. Galutinė hierarchija atvaizduojama grafiku – dendrograma. Panašių klasterių nustatymui naudojami atstumo matai [46]:

- vienetinės jungties arba artimiausio kaimyno (angl. *Min or Single link or Nearest neighbor*). Atstumas tarp klasterių yra apibrėžiamas kaip atstumas tarp priklausančių skirtingiems klasteriams dviejų artimiausių objektų;
- pilnosios jungties arba tolimiausio kaimyno (angl. *Max or Complete link or Furthest neighbor*) metodas. Atstumas tarp klasterių yra apibrėžiamas kaip atstumas tarp priklausančių skirtingiems klasteriams dviejų artimiausių objektų;
- vidutinės jungties (angl. *Between-groups linkage, Group average*). Vidutinis atstumas tarp visų galimų dviejų klasterių objektų porų. Yra lyginami visi skirtinguose klasteriuose esantys elementai, įvertinant vidutinį atstumą tarp klasterių;
- centrų metodas (angl. *Centroid method*) – atstumas matuojamas tarp klasterių „sunkio centrų“;
- Vordo metodas (angl. *Ward's method*), jis remiasi klasterių vidinės dispersijos minimizavimo principu, tikslo funkcija yra klasterių vidinių kvadratinių nuokrypių suma.

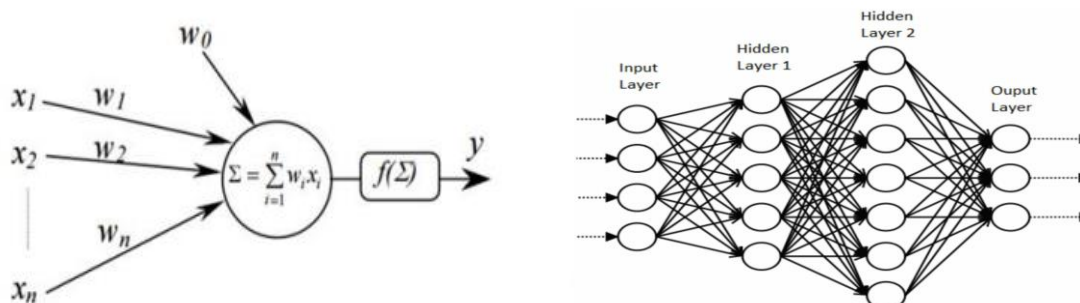
Nehierarchiniame klasterizavime dar prieš pradėdant analizę, tyrėjas jau turi žinoti norimą klasterių skaičių. Dažniausiai naudojamas nehierarchinio klasterizavimo metodas yra k-vidurkių metodas. Dažniausiai naudojami padalijimo metodai yra k-vidurkių (angl. *k-means*) ir k-medoidų (angl. *k-medoids*) metodai. Jie padalija n objektų į klasterius taip, kad objektų atstumo iki klasterių centrų kvadratų suma būtų minimali. Šio klasterizavimo metodo algoritmo tikslas yra išskirstyti stebinių aibę į k poaibių, taip, kad būtų minimizuojama klasterių objektų atstumų nuo centrų kvadratų suma.

Tankiu grįsti metodai (angl. *Density-Based Methods*) grupuoja kaimyninius objektus į klasterius ne pagal atstumų matą, bet pagal objektų tankį. Tankis apibrėžiamas minimaliu objektų , tarp kurių yra tam tikras atstumas skaičiumi. Čia įvedama objekto kaimynystės sąvoka. Objektai, kurie yra vienas nuo kito nutolę tam tikru nustatytu atstumu, vadinami kaimynais.

2.4. Neuroniniai tinklai

Neuroniniai tinklai yra statistiniai modeliai, kurie randa ir testuoja ryšius dideliuose duomenų rinkiniuose. Jie yra analogiški žmogaus smegenų neuronų rinkiniui: kiekvienas neuronas gauna įeinančius signalus (angl. *inputs*) iš kai kurių neuronų ir teikia išeinančius signalus (angl. *outputs*) kitiems neuronams. Pagrindinis neuroninių tinklų komponentas yra neuronas, literatūroje dažnai

vadinamas mazgu (angl. *node*). Neuroniniai tinklai apima įvestų duomenų sluoksnį (angl. *input layer*) (t. y. nepriklausomų kintamųjų rinkinį), „paslėptąjį sluoksnį“ (angl. *hidden layers*) ir išvesties sluoksnį (angl. *output layer*), kuris pateikia galutines reikšmes [36]. Neuroninio tinklo schema pateikiama 2.2 paveiksle.



2.2 pav. Perceptrono ir neuroninio tinklo schema

2.2 paveiksle pavaizduotame perceptrono prototipe y – išvesties reikšmė; f – aktyvacijos funkcija; w_n – n -tojo paslėptojo sluoksnio perceptrono svoris. Kiekviena įvestis turi atitinkamą svorį w_n , kuris priskiriamas atsižvelgiant į jo santykinę svarbą kitoms įvestims. Mazgas taiko f funkciją, apibrėžtą svertine jo įvesčių suma:

$$f_j = \sum_{i=1}^n (w_{ij} * x_i) + b_j. \quad (11)$$

Mazgo išvestis nusakoma naudojant matematinius veiksmus visoms mazgų (neuronų) išvestims. Šie veiksmai vadinami perdavimo (angl. *transfer*) funkcija, kuri gali transformuoti visą mazgų įvestį tiesine ar netiesine tvarka. Dažniausiai naudojamos trys pagrindinės perdavimo funkcijų rūšys: sigmoidinė, hiperbolinė ir tiesinė.

$$\text{Sigmoidinė } sigmoid(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}. \quad (12)$$

$$\text{Hiperbolinio tangento } \tanh(x) = 2 \times sigmoid(2x) - 1. \quad (13)$$

$$\text{Tiesinė } f(x) = \begin{cases} 1, & \text{jei } x \geq 0 \\ 0, & \text{jei } x < 0. \end{cases} \quad (14)$$

Naudojama keletas populiarių neuroninių tinklų architektūrų (neuronų sujungimo būdų):

- tiesioginio sklidimo (ryšio, sujungimo) (angl. *feedforward*) – tokių tinklų vieno neuronų sluoksnio išėjimai sujungti su sekančio sluoksnio neuronų įėjimais. Paprastai naudojami pilnai sujungti (angl. *fully connected*) tinklai, kur vieno sluoksnio neuronų išėjimai sujungiami su visų sekančio sluoksnio neuronų įėjimais.
- rekurentinės architektūros (tam tikro sluoksnio) – išėjimo signalai gražinami į tinklo įėjimą. Sudėtinga analizuoti veikimą, gali “pakibti”.

- sąsūkų neuroniniai tinklai (angl. *convolutional neural network, CNN*) — naudojami gilaus mokymosi neuroniniuose tinkluose. Pasižymi tuo, kad didelė dalis koeficientų pirmuose sluoksniuose sutampa.

Dirbtiniai neuroniniai tinklai pagal mokymo algoritmą skirstomi į tris rūšis:

- mokymas su mokytoju (angl. *Supervised learning*);
- mokymas be mokytojo (angl. *Unsupervised learning*);
- hibridinis mokymas (angl. *Semi-supervised learning*).

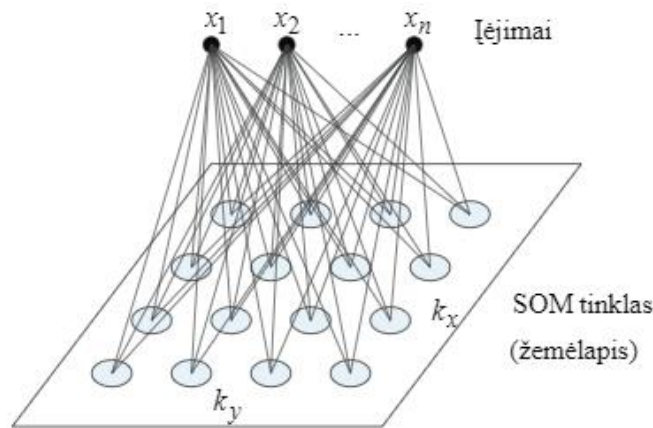
Kadangi šiame darbe kuriamas konkurencingumo vertinimo modelis gravitacinio metodo pagrindu, remiantis surinktais aiškiai apibrėžtais įvesties ir tikslo išvesties duomenimis, panaudotas prognozavimo užduotims labiau tinkantis mokymo su mokytoju neuroninio tinklo modelis. Dirbtinis neuroninis tinklas mokydamasis modeliuoja priklausomybės funkciją tarp įvesties ir išvesties kintamųjų. Tarp generuojamų naujų prognozuojamų reikšmių ir validacijos bei tikrinimo duomenų tinklo mokymosi eiga ir potencialas nuolat tikrinami, atitinkamai ieškant optimalių slenksčių (angl. *bias*) ir svorių (angl. *weights*). Kartu mokymosi procesas nuolat vertinamas, kol neuroninio tinklo rezultato klaida pasiekia norimą ar artimą reikšmę.

Šiame darbe kaip įvestis naudojami standartiniai gravitacijos modelio kintamieji – šalies partnerės BVP, atstumas tarp Lietuvos ir jos eksporto partnerių ir šalių-eksporto partnerių gyventojų skaičius, taip pat CMSA efektų reikšmės ir RCA indekso reikšmės. Neuroninio tinklo architektūra konstruojama su trim paslėptais sluoksniais, kiekvienas iš jų turi 18, 9 ir 1 mazgus.

Klasifikavimo neuroniniais tinklais modelio vertinimui naudojamas klasifikavimo tikslumo (angl. *accuracy*) vertinimo matas. Šie metodai leidžia įvertinti nepriklausomų kintamųjų koeficientus ir modelio reikšmingumą.

2.5. Saviorganizuojantys neuroniniai tinklai

Saviorganizuojantys neuroniniai tinklai dar kitaip vadinami saviorganizuojantys žemėlapiai (angl. *self-organizing map (SOM)*) – tai mokymosi be mokytojo dirbtinių neuroninių tinklų tipas, kurio pagalba didelės dimensijos duomenys atvaizduojami plokštumoje. SOM žemėlapiai gali būti naudojami siekiant vizualiai pateikti duomenų klasterius. Saviorganizuojantis neuroninis tinklas yra neuronų, paprastai išdėstytų dvimačio tinklelio mazguose, masyvas. Dažniausiai yra naudojami dvimačiai SOM tinklai. Dvimačio SOM schema pateikta 2.3 paveiksle.



2.3 pav. Dvimačio SOM tinklo schema [47]

SOM mokymo pradžioje atitiktinai nustatomos neuronų M_{kl} komponentių pradinės reikšmės. Neuroniniam tinklui daug kartų pateikiama skirtingų objektų, nusakomų n -mačiais vektoriais X_1, X_2, \dots, X_n . Kiekvienoje iteracijoje vienas mokymo aibės vektorius $X_p \in \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ pateikiamas į tinklą. Vektorius X_p palyginamas su visais neuronais M_{kl} , naudojantis Euklido atstumu tarp šio vektoriaus ir kiekvieno neurono. Nustatoma iki kurio neurono atstumas yra mažiausias. Toks neuronas dar vadinamas geriausiai atitinkantis vienetas (angl. *Best Matching Unit (BMU)*). Geriausio atitinkančio vieneto kaimynai taip pat yra perkeltami arčiau pradinio atsitiktinio duomenų taško. Kuo toliau tinklo neuronai yra nuo BMU, tuo mažesnis yra atstumo iki duomenų taško pasikeitimas. Atstumas nuo neuronų iki BMU lemia BMU kaimynų pasirinkimą. Baigus tinklo mokymą, mokymo vektorių aibė pateikiama į tinklą, randamas kiekvieno vektoriaus BMU, jį atitinkančiame žemėlapių langelyje užrašomas vektoriaus eilės numeris arba klasės, kuriai priklauso šis vektorius, pavadinimas, t. y. žemėlapis yra sužymimas [47].

2.6. Programinio kodo realizavimas

Tyrimas atliktas *Python* programavimo kalba naudojant įvairias bibliotekas:

- *pandas* biblioteka naudojama duomenų nuskaitymui, transformavimui, grupavimui, sujungimui ir kt.;
- duomenų struktūrom ir matricių operacijoms yra naudojama *numpy* biblioteka [43], kurios pagalba galima atlikti tokius veiksmus kaip skaliarinė sandauga ir atvirkštinės matricos operacijos su matricom. Tai yra pagrindinė biblioteka, skirta matematiniais veiksmais atlikti daugiakriteriniuose duomenų masyvuose. Dažniausiai naudojama su didžiais duomenimis;
- *Keras* – tai giliojo mokymosi karkasas skirtas darbui su *Theano* ir *TensorFlow* giliojo mokymosi bibliotekomis. *Keras* biblioteka buvo sukurta pagreitinti programų kūrimo

procesą. Ši biblioteka suteikia paprastą ir greitą prototipavimą, palaiko sąsūkos ir rekurentinius tinklus, bei jų kombinacijas taip pat bet kokias sujungimo schemas: daugybinius įvesties ir išvesties modelius, sluoksnių dalinimąsi (angl. *Layer sharing*), modelių dalinimąsi ir kt. [43];

- *TensorFlow* yra atvirojo kodo platforma, skirta mašininiam mokymuisi. Leidžia kurti ir bandyti modelius naudojantis aukšto lygio „*Keras*“ mokymosi platforma, kuri palengvina „*TensorFlow*“ naudojimą ir mašininį mokymąsi.

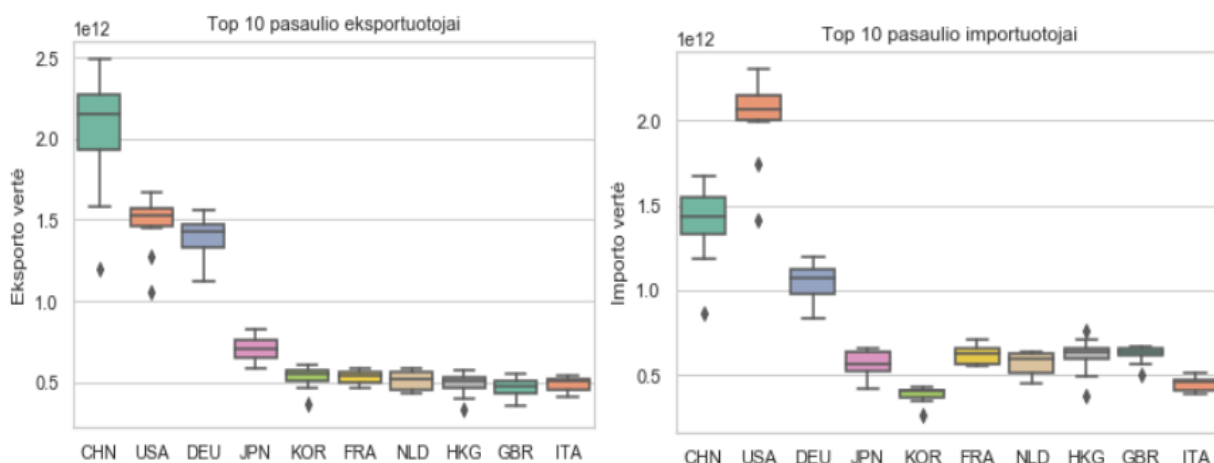
3. Tyrimo rezultatai

3.1. Duomenų analizė ir paruošimas

Šio tyrimo analizuojamų duomenų laikotarpis, skaičiuojant CMSA ir RCA, yra 2009–2018 m. Toks ilgesnis 10 metų tyrimo laikotarpis yra svarbus analizuojant eksporto konkurencingumo pokyčius. Buvo naudojama tarptautiniu mastu pripažinta produktų nomenklatūra, t. y. harmonizuotos prekių aprašymo ir klasifikavimo sistemos (angl. *Harmonized Commodity Description and Coding System*) gaminių klasifikacija, paskelbta Pasaulio Muitinių Organizacijos (angl. *World Customs Organization*, WCO) (1 priedas). Gravitacijos metodui naudojami 2018 metų duomenys, pateikti CEEPII duomenų bazėje ir Pasaulio banko internetiniuose portaluose.

CMSA efektų ir RCA indekso skaičiavimui duomenų rinkiniai buvo agreguoti, mažinant duomenų rinkinio kintamųjų kiekį. Pirminio vienerių metų duomenų rinkinio apimtis svyruoja nuo 4,56 GB iki 5,07 GB. Kiekviename duomenų rinkinyje pateikiama viso pasaulio šalių eksporto ir importo vertė, kiekis, įvertintas kilogramais arba vienetais, kiekvienos šalies pavadinimas, sektorių aprašymas ir kiti pertekliniai duomenys, kurie ir sudaro didžiąją duomenų rinkinio dalį. Todėl pašalinus šiam tyrimui nenaudojamus kintamuosius, duomenų rinkinio dydis sumažėjo iki vidutiniškai 600 MB. Vienerių metų duomenų rinkinį sudaro 12 stulpelių ir vidutiniškai 11,8 mln. eilučių.

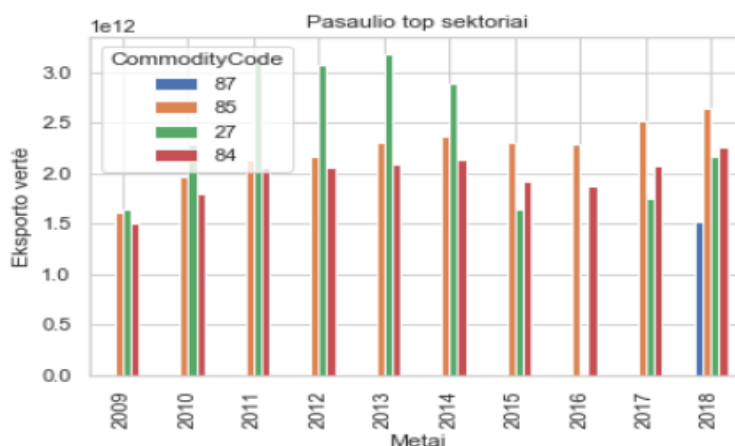
Agregavus duomenis pagal harmonizuotos prekių aprašymo ir klasifikavimo sistemos gaminių 2 klasės klasifikaciją, gaunami nauji duomenų rinkiniai, kuriuose pateikiami viso pasaulio eksporto duomenys sektorių lygmenyse. Toks vienerių metų duomenų rinkinys sudaro 660 tūkst.eilučių ir 5 stulpelių. Sujungus 10 metų agreguotus duomenis, gaunamas naujas duomenų rinkinys, kurį sudaro 6,58 mln. eilučių ir 5 stulpeliai, kuriame yra visų pasaulio šalių eksportuotojų jų eksportuojamų sektorių eksporto vertės nuo 2009 iki 2010 metų.



3.1 pav. 2009–2018 metų didžiausios šalys eksportuotojos ir importuotojos

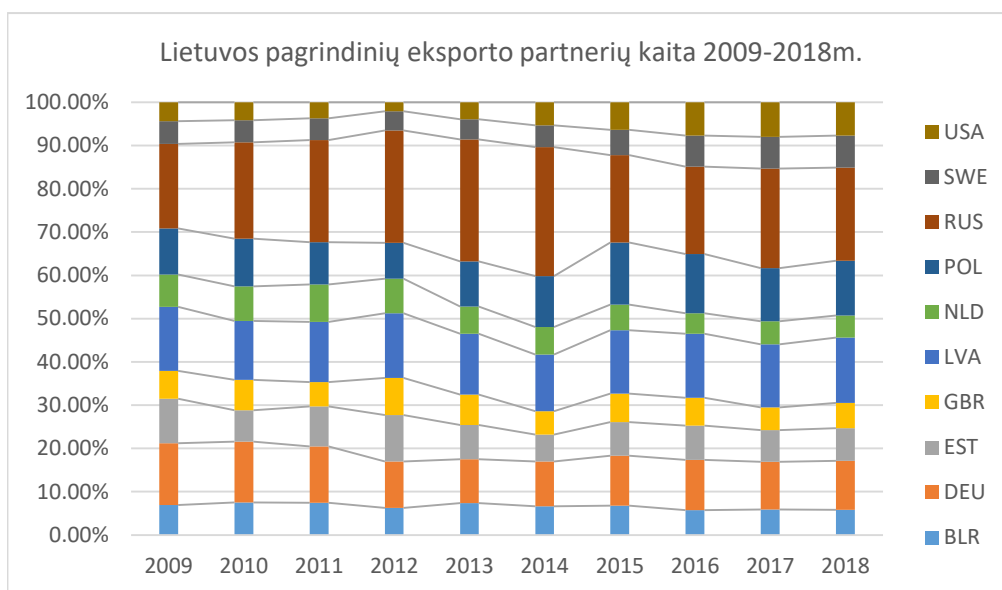
Didžiausia šalis eksportuotoja pasaulyje buvo 2018 metais Kinija – jos eksporto vertė siekė beveik 2,5 trilijonų JAV dolerių. Kaip matyti iš pateikto 3.2 paveikslo, kitos top šalies eksportuotojos JAV eksporto vertė yra dvigubai mažesnė ir siekė 1,66 trilijonų JAV dolerių. Tuo tarpu, kai šalis importuotoja JAV visu nagrinėjamu laikotarpiu išlieka lydere – šalies importo vertė siekia 2,3 tril. JAV dolerių.

Didžiausi pasaulio eksporto sektoriai pagal eksporto vertes nagrinėjamu laikotarpiu pateikiami 3.2 paveiksle.



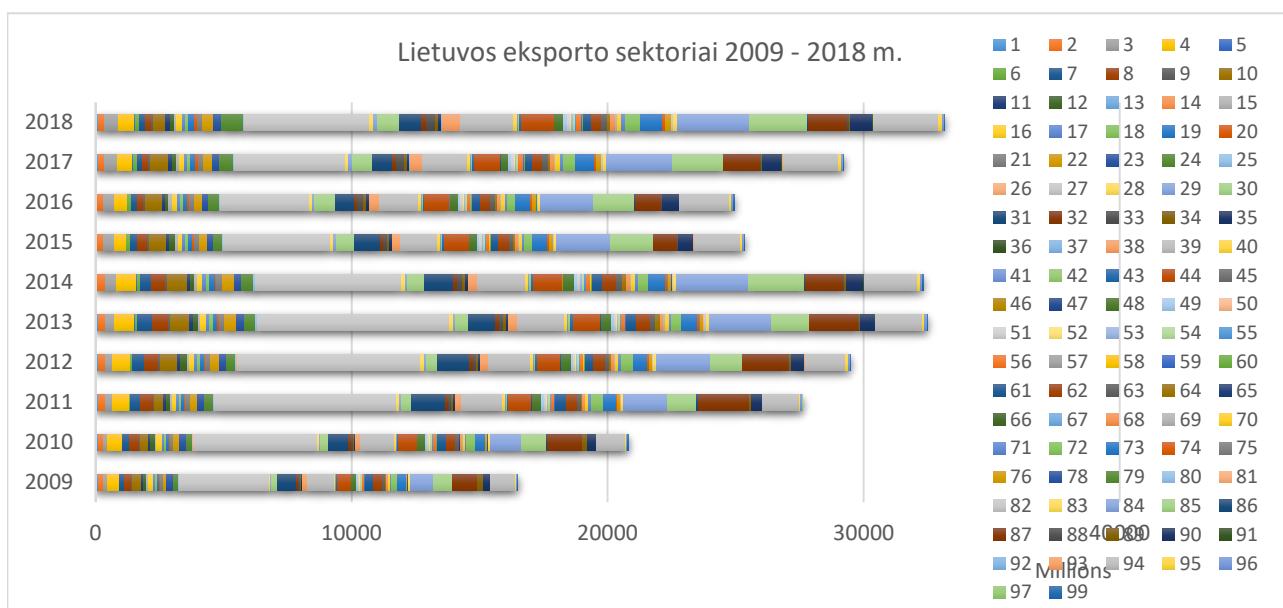
3.2 pav. Didžiausi pasaulio eksporto sektoriai pagal eksporto vertes 2009–2018 metais
 2009–2014 metais didžiausias pasaulio eksporto sektorius buvo 27 sektorius, t. y. mineralinis kuras, mineralinės alyvos ir jų distiliavimo produktai sektorius. Nuo 2015 metų iki 2018 metų didžiausias eksportuojamų prekių sektorius buvo 85 sektorius, t. y. elektros mašinų ir įrenginių bei jų dalių sektorius. 2018 metais pasaulio eksporto sektorių lyderių sąrašė atsiranda ir 87 sektorius – geležinkelio arba tramvajaus lokomotyvai, riedmenys ir jų dalys; geležinkelių arba tramvajaus bėgiai.

Atliekant vykdomą tyrimą, buvo remtasi Lietuvos eksporto rodikliais, tačiau pažymėtina, kad ši metodika leidžia įvertinti pasirinktos šalies pasirinkto sektoriaus ar netgi konkrečios prekės konkurencingumo duomenis, naudojantis programinio kodo filtrų pagalba. Sujungus metinius duomenis, gauname jungtinius 10 metų laikotarpio Lietuvos duomenis. Nuo 2009 iki 2018 m. Lietuva eksportavo prekes į 217 valstybių. Pagrindiniai eksporto partneriai nagrinėjamu laikotarpiu buvo Rusija, Latvija, Vokietija, Lenkija ir Estija. 2009 metais Lietuvos eksportas į Rusiją sudarė 13,28 proc. viso eksporto, o 2018 metais 14,07 proc.



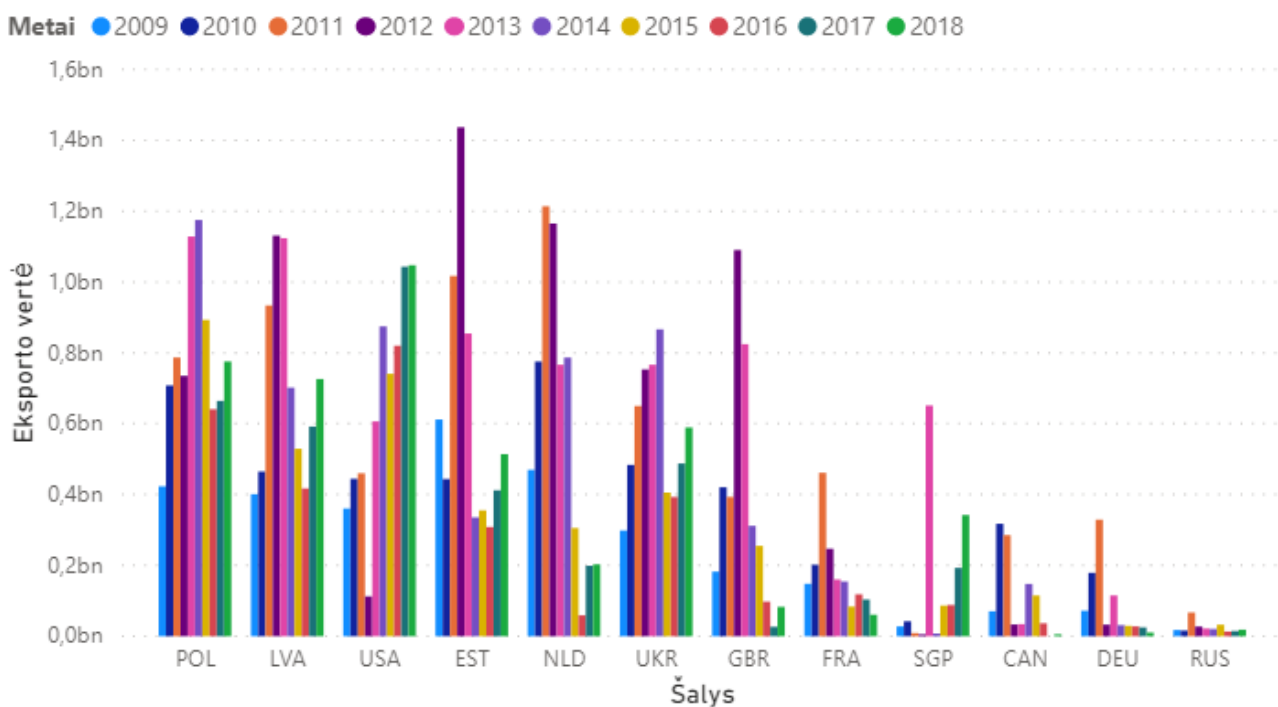
3.3 pav. Pagrindinės Lietuvos eksporto šalys 2009-2018 metais

3.3 paveiksle matyti, kad pagrindiniai Lietuvos prekybos partneriai vertės atžvilgiu išlieka tie patys, tačiau nuo 2015 metų didėja šalių, į kurias vykdomas eksportas skaičius – 2009 metais buvo eksportuojama į 169 šalis, 2018 metais Lietuva eksportavo prekes į 193 šalis.



3.4 pav. Lietuvos eksporto sektoriai 2009-2018 m.

Visu tyrimo laikotarpiu didžiausias eksportuojamų prekių sektorius buvo 27 sektorius, t. y. mineralinis kuras, mineralinės alyvos ir jų distiliavimo produktai; bituminės medžiagos. Šio sektoriaus eksporto vertė sudarė 19,37 proc. viso eksporto. 27 sektoriaus eksporto vertės kaita 2009-2018 m. pavaizduota 3.5 paveiksle.



3.5 pav. Lietuvos 27 sektoriaus pagrindinės eksporto šalys 2009 – 2018 m.

2009 metais didžiausia 27 sektoriaus eksporto partnerė buvo Estija – eksportas į šią šalį sudarė 17,38 proc. viso sektoriaus eksporto. 2018 metais didžiausia eksporto partnerė buvo JAV (21,5 proc.). Šio sektoriaus didžiausia eksporto vertė buvo 2013 metais ir sudarė 7,5 mlrd. JAV dolerių. Didžiąją šio eksporto dalį sudarė eksportas į Estiją.

3.2. Sektorių eksporto pastoviųjų rinkos dalių analizės rezultatai

Kaip jau minėta metodinėje darbo dalyje, rinkos dalies pokyčiai plėtojant eksportą yra pagrindinis konkurencingumo analizės objektas. Pirmoji pastoviųjų rinkos dalių analizės dedamoji, kuri yra matricos A ir B skirtumas, leidžia įvertinti Lietuvos pasaulinės rinkos dalies pokyčius. Visi CMSA analizės efektai buvo skaičiuojami metų duomenis lyginant su prieš tai buvusių metų duomenimis. Analizės rezultatai pateikiami 3.1 lentelėje, pateikiant tik tam tikro sektoriaus duomenis, nors sukurtas programinis įrankis leidžia pasirinkti sektorių ar prekę, taip pat šalį, kurios atžvilgiu norima sužinoti tam tikro efekto reikšmę. Tyrimo apibendrinimui pateikiami Lietuvos didžiausio eksporto sektoriaus analizės rezultatai didžiausių eksporto partnerių atžvilgiu.

3.1 lentelė. 27 sektoriaus CMSA rezultatai (proc)

Šalis	Metai	Konkurencin gumo efektas	Geografinės specializacijos efektas	Prekinės specializacijos efektas	Adaptavimosi efektas	Rinkos dalies pokytis
Rusija	2010- 2009	-0,354	-0,0027	1,178	-0,919	0,22
	2012- 2011	-0,88	-9,8111	13,259	-9,814	-6,45

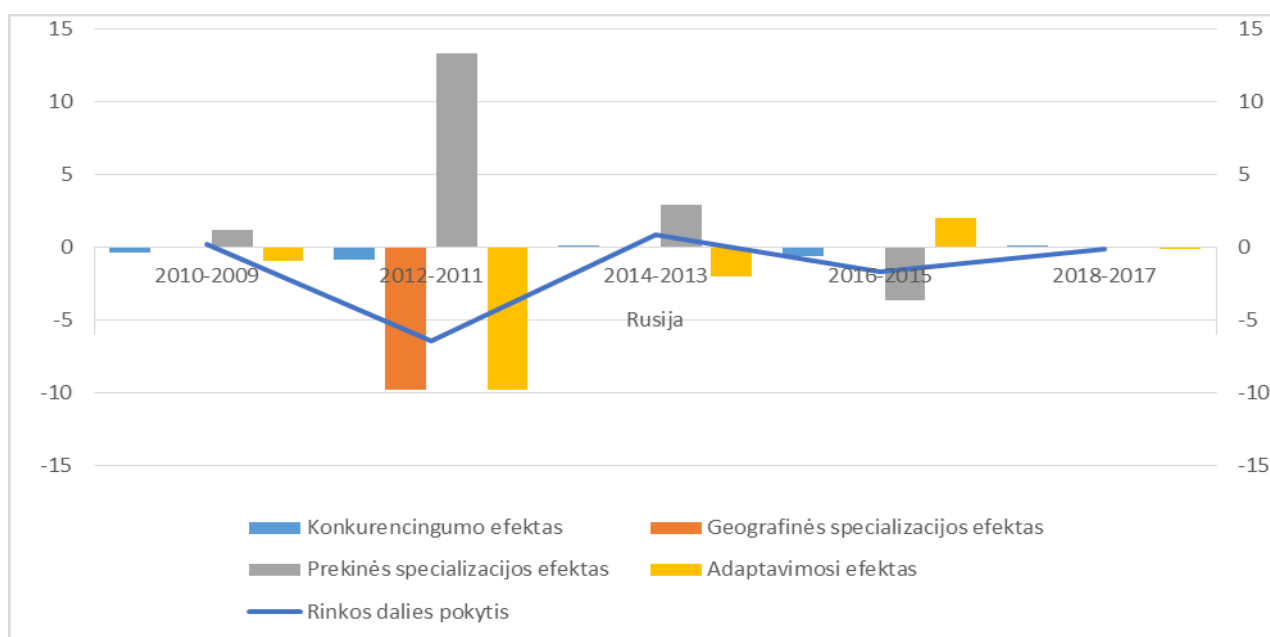
<i>Latvija</i>	2014-2013	0,06	-0,0027	2,895	-2,022	0,88
	2016-2015	-0,65	-0,0627	-3,619	2,032	-1,71
	2018-2017	0,08	-0,0055	-0,024	-0,14	-0,16
	2010-2009	-3,279	-0,1044	-13,05607	2,6623	-10,83
	2012-2011	1,381	0,563	30,68731	1,9357	33,32
<i>Vokietija</i>	2014-2013	-17,02	1,2	14,38023	-9,7528	4,13
	2016-2015	2,306	-0,5065	-11,5493	-1,3612	-13,19
	2018-2017	12,92	-0,9392	2,916	1,529	4,8
	2010-2009	4,72	-0,061	-18,8632	-32,984	-51,44
	2012-2011	-9,64	0,271	-19,0281	20,619	0,9
<i>Lenkija</i>	2014-2013	-2,54	0,005	-1,1193	1,583	0,21
	2016-2015	0,487	-0,0266	-0,0122	-0,068	-0,06
	2018-2017	-1,04	0,0337	-0,012	-2,405	-2,49
	2010-2009	7,856	-0,2087	-95,789	-31,2975	-126,51
	2012-2011	1,532	-0,2395	-39,108	-2,6002	-41,79
	2014-2013	6,78	-0,1049	23,701	4,8393	29,11
	2016-2015	-9,79	0,01	47,624	-8,9034	37,75
	2018-2017	-8,39	0,8352	117,886	-27,454	90,43

Eksporto vertės pokytis analizuojamose šalyse pateikiamas 3.2 lentelėje. Didžiausi eksporto vertės pokyčiai buvo eksporto vertės kitime prekyboje su Vokietija – itin didelis teigiamas pokytis fiksuojamas 2010 metais ir siekia 148,9 proc., tačiau jau 2011 metų eksporto vertės pokytis buvo neigiamas ir sudarė 90,1 proc.

3.2 lentelė. 27 sektoriaus eksporto vertės pokyčiai (proc)

	2010-2009	2012-2011	2014-2013	2016-2015	2018-2017
Rusija	-8,8	-59,3	-6,3	-59,2	25,9
Latvija	15,9	21,1	-37,5	-21,2	22,7
Vokietija	148,9	-90,1	-72,9	-5,6	-58,8
Lenkija	67,3	-6,6	4,1	-28,2	16,8

Nagrinėjamo sektoriaus eksporto vertė Rusijoje įgijo didžiausią reikšmę 2011 metais ir siekė 66,9 mln. JAV dolerių.

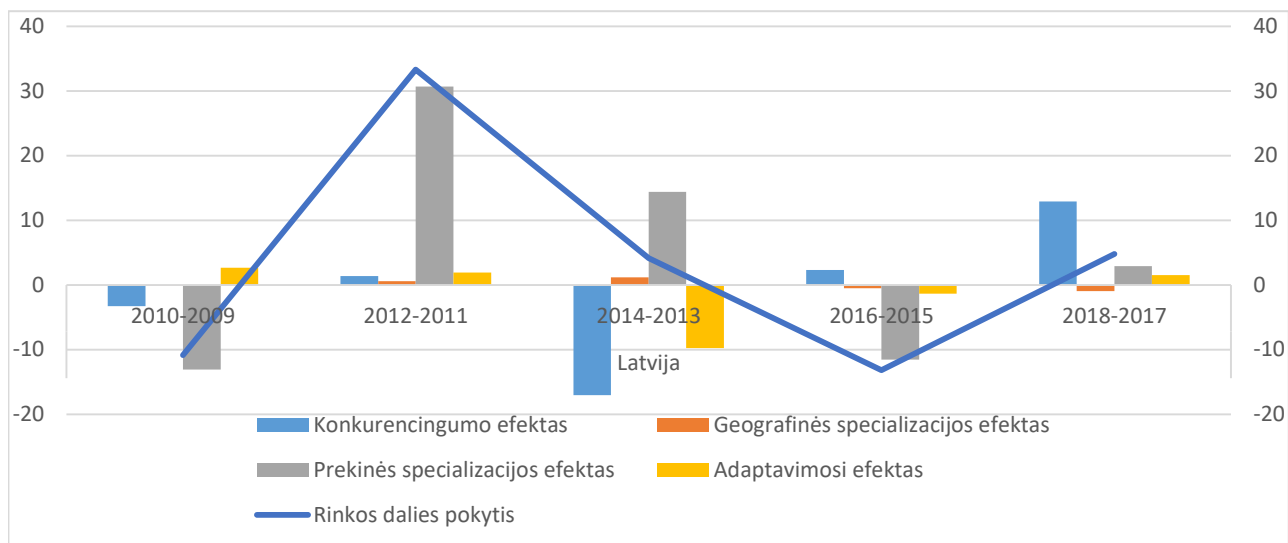


3.6 pav. Lietuvos 27 sektoriaus CMS analizės rezultatai Rusijos rinkoje

Rinkos dalies pokytis Rusijoje buvo teigiamas tik 2010 ir 2014 metais, tam didžiausią teigiamą įtaką turėjo prekinės specializacijos efekto pokytis. Didžiausias šio efekto padidėjimas yra 2012 metais (13,26 proc.), o didžiausias neigiamas pokytis fiksuojamas 2016 metais ir siekia 3,619 proc. Tai paremta ir prekybinės vertės šiame eksporte sumažėjimu. Dešimties metų laikotarpyje iš viso 27 sektoriaus rinkos dalis Rusijoje sumažėjo 0,388 procentinio punkto. Sektoriaus konkurencingumo efektas visu laikotarpiu išlieka silpnai neigiamas. Tai rodo, kad Lietuvos 27 sektoriaus eksporto gebėjimas užimti arba didinti užimamas eksportuojamo sektoriaus rinkos dalis Rusijoje mažėja. Reikėtų persvarstyti galimybes eksportuoti šio sektoriaus prekes į didėjančios paklausos rinkas.

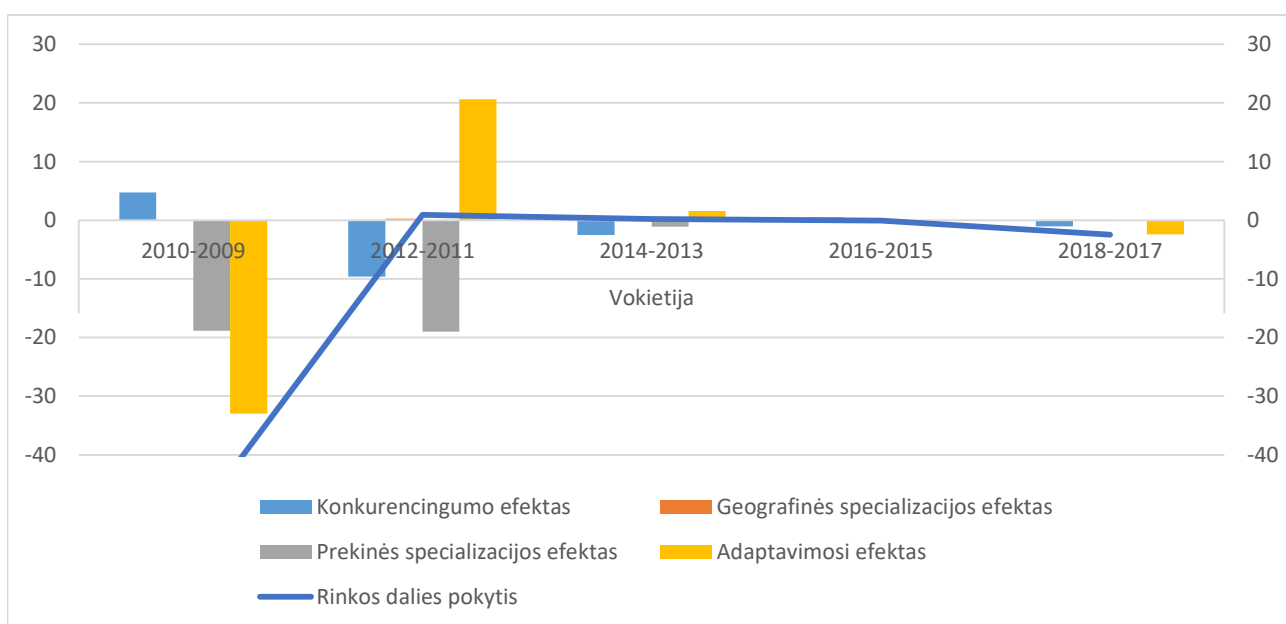
Didžiausias eksporto vertės pokytis Latvijoje fiksuojamas 2018 metais – per vienerius metus šio eksporto vertė Latvijos rinkoje padidėjo 22,7 proc. ir siekė 726 mln. dolerių. Tačiau didžiausias rinkos dalies pokytis buvo 2012 metais. Tam didžiausią teigiamą įtaką turėjo prekinės specializacijos efektas. Konkurencingumo efekto teigiama didžiausia vertė buvo 2018 metais ir turėjo didžiausią įtaką sektoriaus rinkos dalies pokyčiui Latvijoje. Kadangi Latvija visu laikotarpiu yra viena iš

pagrindinių eksporto partnerių šiame sektoriuje, tai atsispindi ir pastoviųjų rinkos dalių analizės rezultatuose.



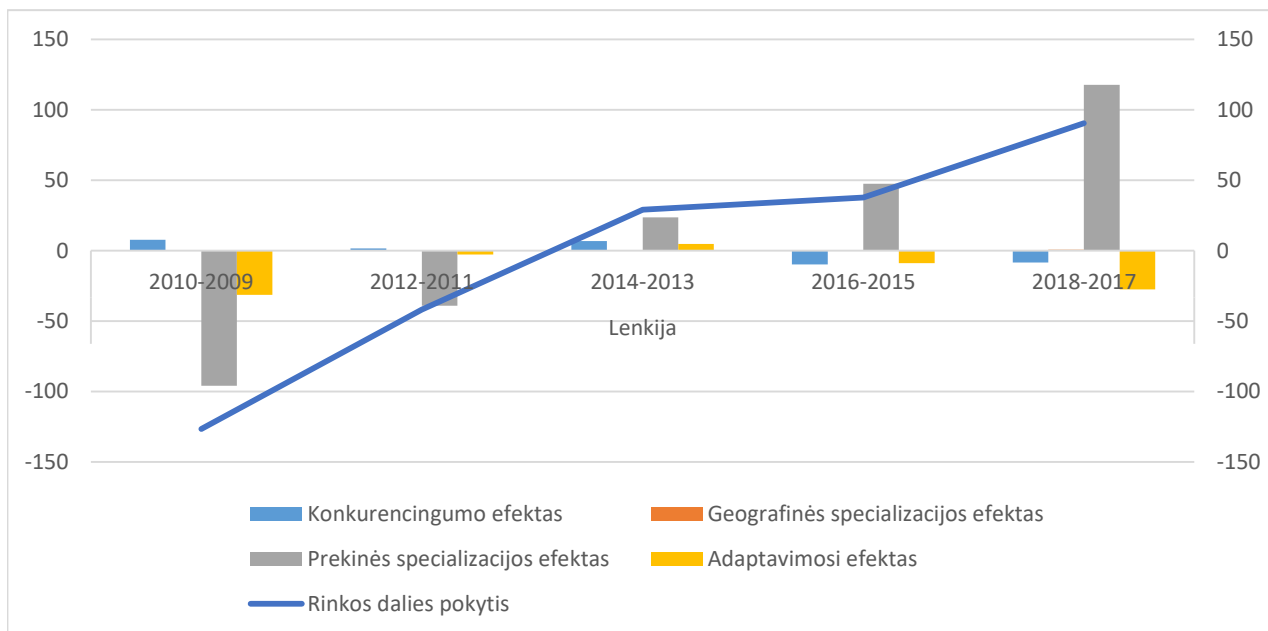
3.7 pav. Lietuvos 27 sektoriaus CMS analizės rezultatai Latvijos rinkoje

2010 ir 2012 metų buvusius neigiamus Vokietijos rinkos dalies pokyčius, keičia silpnai neigiami ir teigiami rinkos dalies pokyčiai. Neigiamą įtaką rinkos dalies pokyčiui turėjo prekinės specializacijos neigiamas efektas – tai sudarė -0,004 procentinio punkto. Prekinės specializacijos efektas buvo neigiamas visu nagrinėjamu laikotarpiu. Adaptavimosi efektas parodo šalies gebėjimą pritaikyti sektoriaus eksporto pasiūlą prie besikeičiančios paklausos poreikių importuojančiose šalyse ir pasaulinėse konkrečių prekių rinkose.



3.8 pav. Lietuvos 27 sektoriaus CMS analizės rezultatai Vokietijos rinkoje

Sektoriaus rinkos dalies pokytis Lenkijoje nagrinėjamu laikotarpiu nuolat didėjo, tačiau buvęs teigiamas konkurencingumo efektas paskutiniuosius metus įgijo neigiamas reikšmes. Neigiamiems šalies rinkos dalies rezultatams didžiausią neigiamą įtaką turėjo prekinės specializacijos ir geografinės specializacijos efektai. Tačiau tas pats prekinės specializacijos efekto teigiamas pokytis labiausiai padidino rinkos dalį paskutiniaisiais analizės metais.



3.9 pav. Lietuvos 27 sektoriaus CMS analizės rezultatai Lenkijos rinkoje

Konkurencingumo efekto teigiamos reikšmės Latvijos ir Lenkijos rinkose parodė sektoriaus konkurencingumo didėjimą šiose šalyse.

Programinis įrankis leidžia rasti kiekvieno efekto didžiausias reikšmes, kas suteikia galimybę rasti šalies konkurencingiausias eksporto sektorius ir šalis-partnerius. 3.3 lentelėje pateikiama Lietuvos konkurencingumo efekto didžiausios top 10 reikšmės.

3.3 lentelė. Konkurencingumo efekto didžiausios reikšmės 2018 metais

Šalis partnerė	Kodas	Sektorius	Sektoriaus pavadinimas	Konkurencingumo efektas
Japonija	JPN	24	Tabakas ir perdirbti tabako pakaitalai	43,48
Italija	ITA	53	Kiti augaliniai tekstilės pluoštai; popieriaus verpalai ir popieriaus verpalų audiniai	12,33
Jungtinė Karalystė	GBR	51	Vilna, švelniavilnių arba šiurkščiavilnių gyvūnų plaukai; ašutų verpalai ir audiniai	11,78
Belgija	BEL	24	Tabakas ir perdirbti tabako pakaitalai	9,042
Ukraina	UKR	31	Trąšos	8,034
Indija	IND	7	Valgomosios daržovės ir kai kurie šakniavaisiai bei gumbavaisiai	6,835

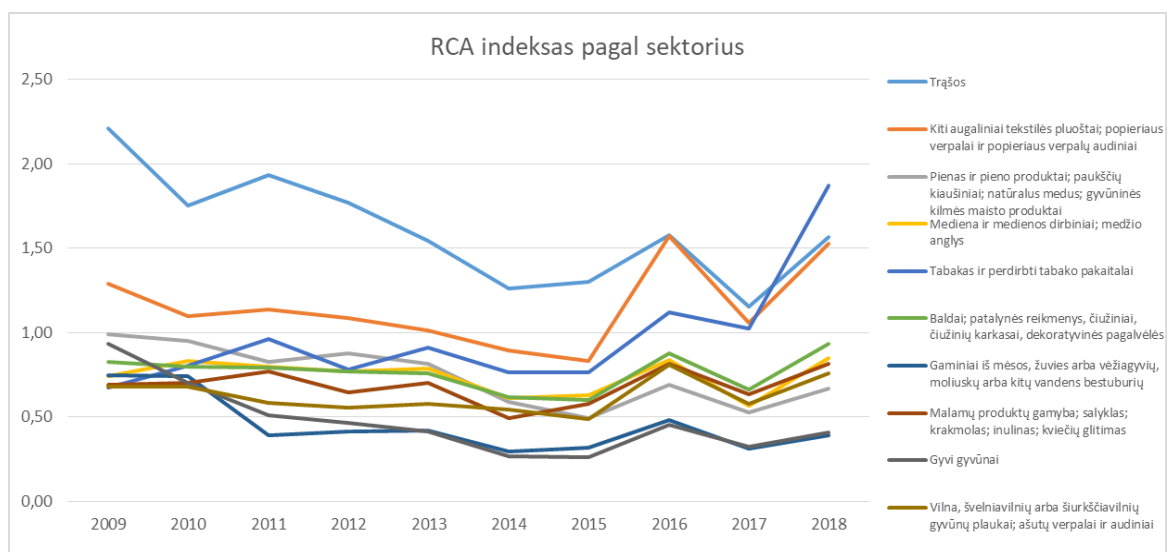
<i>Gibraltaras</i>	GIB	11	Malamų produktų gamyba; salyklas; krakmolas; inulinas; kviečių glitimas	5,6901
<i>Olandija</i>	NLD	51	Vilna, švelniavilnių arba šiurkščiavilnių gyvūnų plaukai; ašutų verpalai ir audiniai	0,0051
<i>Italija</i>	ITA	50	Šilkas	0,0054
<i>Kinija</i>	CHN	53	Kiti augaliniai tekstilės pluoštai; popieriaus	0,0054

Darant prielaidą, kad rinkos dalies pokyčius įtakojantis konkurencingumo efektas yra labiausiai sektoriaus konkurencingumą atspindintis rodiklis, galima teigti, kad nagrinėjamu laikotarpiu 27 sektoriaus konkurencingumas buvo mažėjantis. Didžiausias konkurencingumo didėjimas nustatytas prekyboje su Japonija 24 sektoriuje.

3.3. Sektoriaus atskleistas lyginamasis pranašumas pasaulio tarptautinėje prekyboje

RCA indekso pagalba yra identifikuojami sektoriai, kurie tarptautinėje prekyboje turi lyginamąjį pranašumą, t. y. sektoriai, kurių užimama rinkos dalis prekių eksporte yra didelė palyginus su regiono arba pasaulio eksporto kiekiais. Darbe sukurtas RCA indekso skaičiavimo modelis, kurio pagalba, galima pasirinkti, kurio sektoriaus, ar prekės, ar kurios šalies duomenis norima analizuoti (6 priedas).

RCA indekso skaičiavimas pagrįstas (10) formule, pateikiama metodinėje darbo dalyje. Vertinama sektoriaus eksporto bendrosios vertės rinkos dalis valstybėje su šio sektoriaus santykiu viso pasaulio eksporto verte. Kai šalies indekso reikšmė yra didesnė už 1, galime daryti prielaidą, kad valstybė specializuojasi to sektoriaus prekių grupių eksporte ir turi lyginamąjį pranašumą kitų šalių pasaulyje atžvilgiu. Kai RCA indekso gauta reikšmė mažesnė už 1, galima teigti, kad sektoriai neturi lyginamojo pranašumo tarptautinėje prekyboje pasauliniu atžvilgiu. 3.10 paveiksle pateikiamas Lietuvos RCA indeksas 2009 – 2018 metų laikotarpiu pagal aukščiausią indekso reikšmę turinčių sektorių top dešimtuką.



3.10 pav. Lietuvos sektorių RCA kaita 2009—2018 m.

Visu analizuojamu laikotarpiu tik trijų sektorių RCA indeksas buvo didesnis nei 1—trašų (31 sektorius), kitų augalinių tekstilės pluoštų (53 sektorius) ir tabako (24 sektorius). Didžiausias indekso sumažėjimas fiksuojamas gaminių iš mėsos, žuvies arba vėžiagyvių, moliuskų arba kitų vandens bestuburių sektoriuje.

2 priedo lentelėje pateikiamas RCA indekso apibendrinimas, išskiriant didžiausią RCA reikšmę turėjusių sektorių reikšmes.

3.4 lentelėje pateikiamas Lietuvos 27 sektoriaus RCA indekso pokytis visu nagrinėjamu laikotarpiu. Matyti, kad indekso reikšmė visu nagrinėjamu laikotarpiu yra [0,265; 0,141] intervale, tačiau nesiekia 1. Daroma prielaida, kad 27 sektoriaus eksporte Lietuva neturi lyginamojo pranašumo.

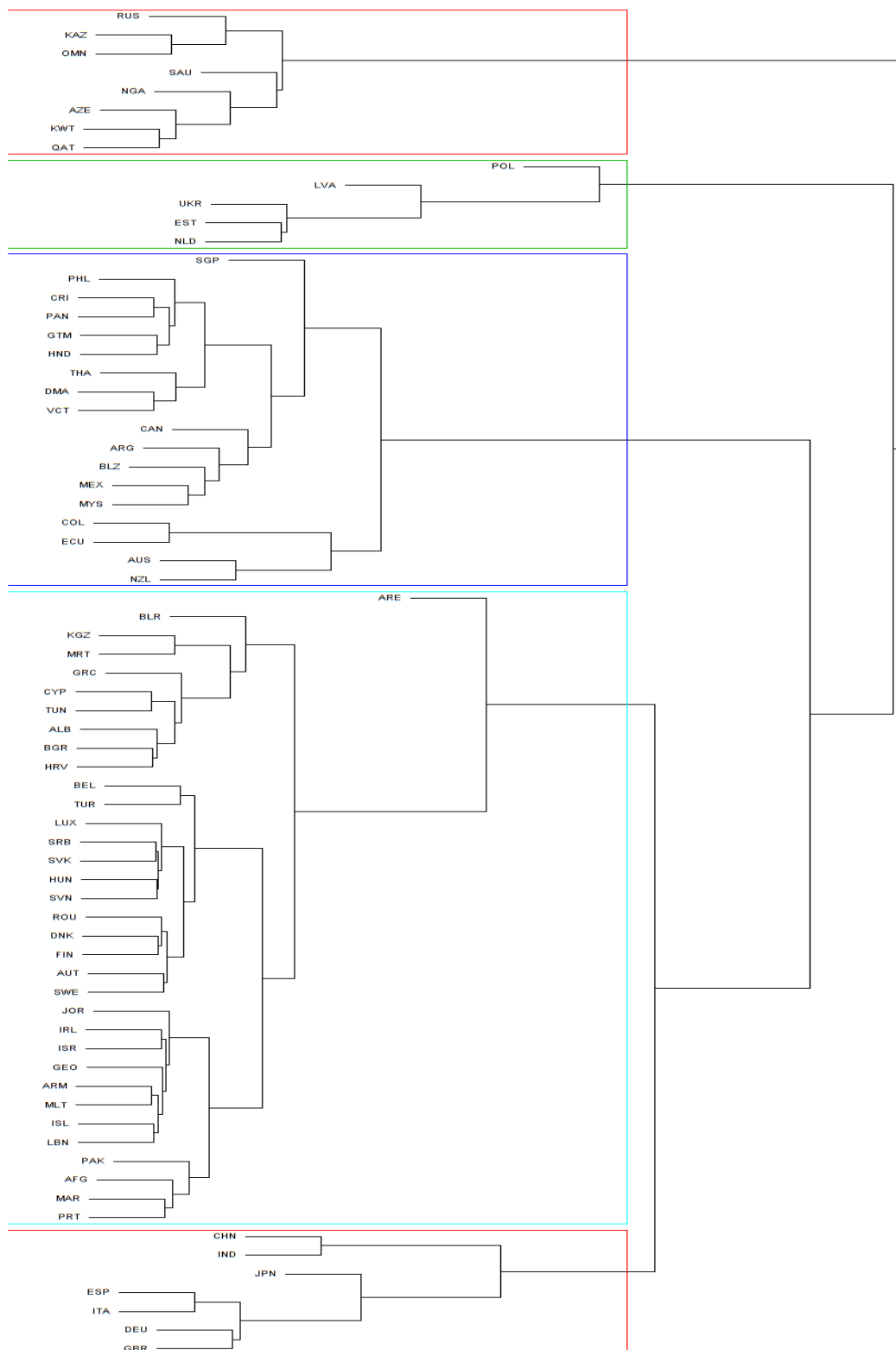
3.4 lentelė. Lietuvos 27 sektoriaus RCA indeksas

Sektorius	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
27	0,265	0,256	0,241	0,239	0,226	0,141	0,201	0,253	0,181	0,208

Kai analizėje sujungiami CMSA metodas ir RCA indeksas parodoma, kuris sektorius yra konkurencingas ir kuris turi potencialą augimui. Jei CMSA efektų reikšmės auga, o RCA indeksas mažėja reiškia, kad šalies eksportas atitinka pasaulio rinkų paklausą, tačiau sektoriaus galimybes padidinti konkurencingumą silpnėja.

3.4. Klasterizavimo analizė

Klasterinei analizei sudarytas duomenų rinkinys, kuriame pateikiami CMS analizės efektai, RCA indeksas ir gravitaciniu metodu paremti kintamieji – eksporto vertė, BVP dydis, atstumas tarp šalių ir gyventojų skaičius. Šiam tyrimui naudojami 2018 metų duomenys. Klasterinės analizės tikslas — naudojantis sudaryto konkurencingumo vertinimo modelio kintamaisiais, atskirti šalių grupes. Šalys esančios viename klasteryje gali būti laikomos panašiomis pagal konkurencingumą lemiančius rodiklius, o skirtingų klasterių šalys laikomos skirtingomis. Duomenys normalizuojami siekiant juos paversti tarpusavyje palyginamais. Klasterizavimas buvo atliekamas hierarchiniais klasterizavimo metodais, panaudojant Vordo grupių panašumo matą. Toliau pateikiami klasterizavimo pagal visus tyrime naudojamus kintamuosius rezultatų dendrograma (3.11 pav.).



3.11 pav. Hierarchinio klasterizavimo rezultatai

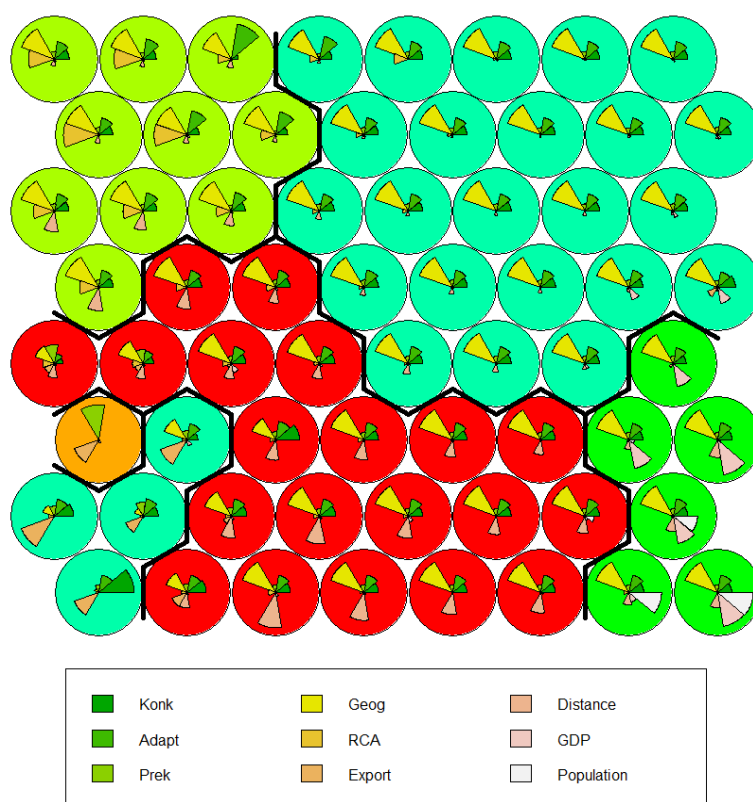
Klasterizuojant 27 sektoriaus duomenis šiuo metodu, išskiriami 5 šalių klasteriai. Ženkliai išsiskiria 2 klasteris, kuriame yra Lenkija, Latvija, Ukraina, Estija ir Olandija — 27 sektoriaus eksportas į šias šalis 2018 metais sudarė 69 proc. viso sektoriaus eksporto. Taip pat šio sektoriaus šalys pasižymi

vienais iš mažiausių atstumų tarp šalių partnerių. Pirmajame klasteryje yra šalys, kurios pasižymi dideliu RCA indeksu (vidutinė indekso reikšmė yra daugiau nei 1), tačiau konkurencingumo efekto reikšmė yra neigiama.

3.5 lentelė. Klasterių vidutinės reikšmės

Klas teris	Eksportas (tūkst. dol.)	Konkure ncingum o_efektas	Adaptacijo s_efektas	Geografini s_efektas	Prekinis_ efektas	RCA	Atstu mas (km)	BVP(tūkst)	Gyventoj ų_skaičiu s (tūkst)
1	7753	-0,840	0,0429	0,0698	0,116	1,110	1026 3	288000000	27227
2	423166	0,0359	-14,3	-3,76	61,4	0,038	519	44000000	38152
3	16968	-0,0618	1,70	-0,104	-2,42	0,880	4930	264000000	38507
4	18291	-0,0308	-0,277	-0,0556	-0,0009	0,060	5529	377000000	689734
5	54121	0,0064	-0,0582	-0,261	0,465	0,092	1902	296000000	18083

Tyrime duomenų klasterizavimui buvo pritaikytas ir saviorganizuojančių neuroninių tinklų metodas. Skirtingų rodiklių vizualizacija atskirose saviorganizuojančio neuroninio tinklo celėse pavaizduota 3.12 paveiksle.



3.12 pav. SOM klasterizavimo rezultatai

SOM klasterizavimo rezultatai parodė, kad didžiausioms konkurencingumo efekto reikšmėms (viršutinis kairysis kampas) priskirti ir didžiausią RCA indeksą, bei geografinės specializacijos efektą

turinčios šalys. Kairiajame dešiniame kampe atskiriamos šalys, kuriose yra didžiausias gyventojų skaičius, didžiausias BVP rodiklis ir geografinės specializacijos efektas.

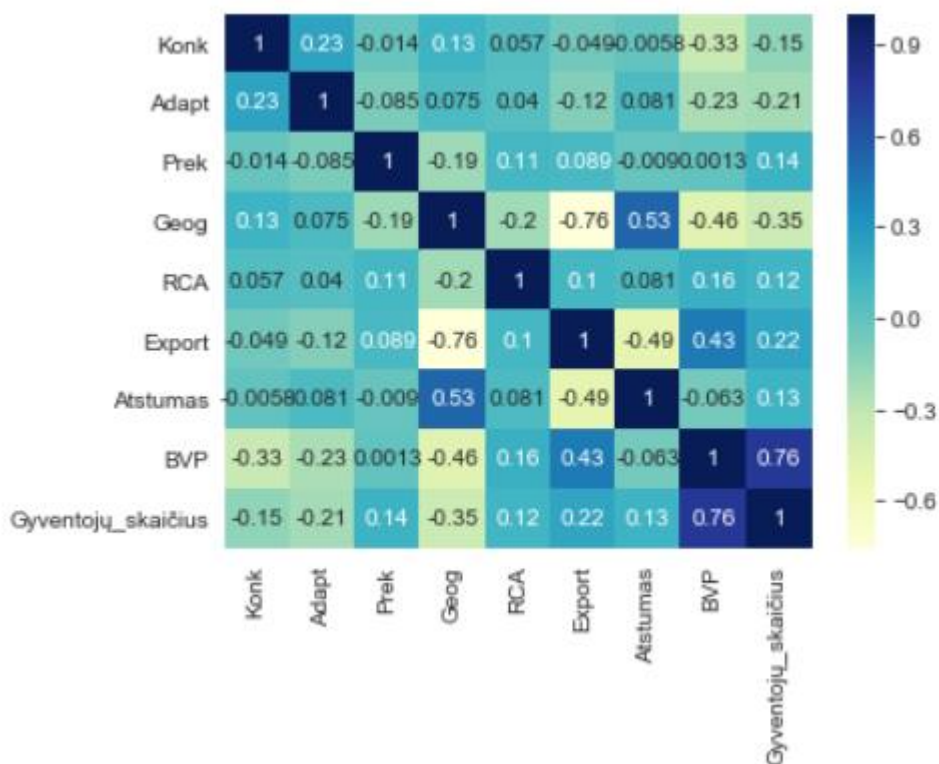
3.5. Duomenų klasifikavimo rezultatai

Konkurencingumo efekto kitimo tendencijoms nusakyti naudojamas klasifikavimas neuroniniais tinklais. Tyrimas pradedamas nuo duomenų rinkinio aprašomosios statistikos. Galima pastebėti, kad duomenys pasiskirstę netolygiai. 3.6 lentelėje pateikiamas duomenų rinkinio aprašymas. Rinkinyje yra 87 duomenų eilutės ir 9 stulpeliai; standartinis nuokrypis (lentelėje žymima „*std*“) ir vidurkis (lentelėje žymima „*mean*“) stipriai skiriasi, taip pat ir maksimalios ir minimalios reikšmės; nurodyti duomenų pasiskirstymo kvartiliai (lentelėje žymima „25 %“, „75 %“) ir mediana (lentelėje žymima „50 %“).

3.6 lentelė. Duomenų rinkinio kintamųjų aprašymas

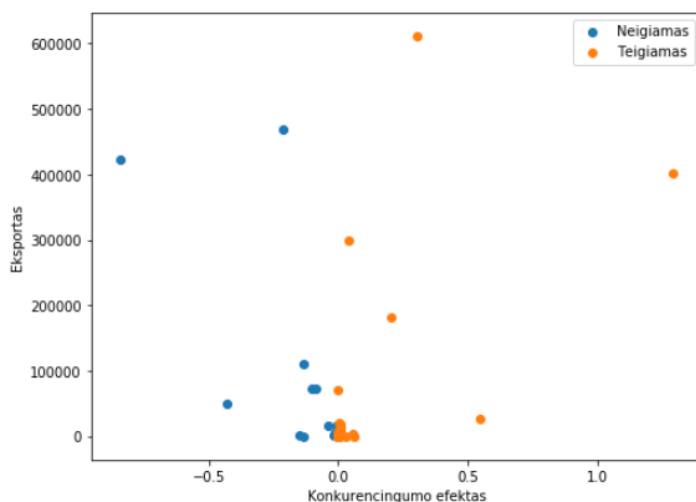
	<i>Konk</i>	<i>Adapt</i>	<i>Prek</i>	<i>Geog</i>	<i>RCA</i>	<i>Eksportas</i>	<i>Atstumas</i>	<i>BVP</i>	<i>Gyventojų_skaicius</i>
<i>count</i>	87	87	87	87	87	87	87	87	87
<i>mean</i>	0.0054	0.0226	0.7676	-0.232	0.2165	41275.92	4405.04	4.842186e+11	6.082801e+07
<i>std</i>	0.2098	2.4879	7.8374	0.7282	0.3129	116719.27	3924.46	9.996356e+11	2.103701e+08
<i>min</i>	-0.8399	-14.295	-16.357	-3.758	0.0005	1.00	224.13	4.890743e+08	7.085100e+04
25%	-0.0017	-0.0199	-0.0099	-0.031	0.0366	107.00	1374.55	3.424856e+10	4.180555e+06
50%	0.00001	-0.00003	0.0006	-0.006	0.0747	736.00	2689.28	1.190000e+11	9.122879e+06
75%	0.0014	0.00272	0.0451	-0.001	0.1976	13068.25	7288.73	3.497500e+11	3.475957e+07
<i>max</i>	1.2918	14.0683	61.3819	0.0000	1.1528	611846.00	17178.43	5.230000e+12	1.331260e+09

Tiriant sąsają tarp analizuojamų rodiklių, atlikta koreliacinė analizė, kuri parodė konkurencingumo efekto neigiamą ryšį su gravitacinio metodo rinkinio kintamaisiais. Labai silpnas teigiamas ryšys yra su adaptavimosi, geografinės specializacijos efektais bei RCA indeksu. Priklausomybė atvaizduota 3.13 paveiksle.



3.13 pav. Priklausomybė tarp kintamųjų

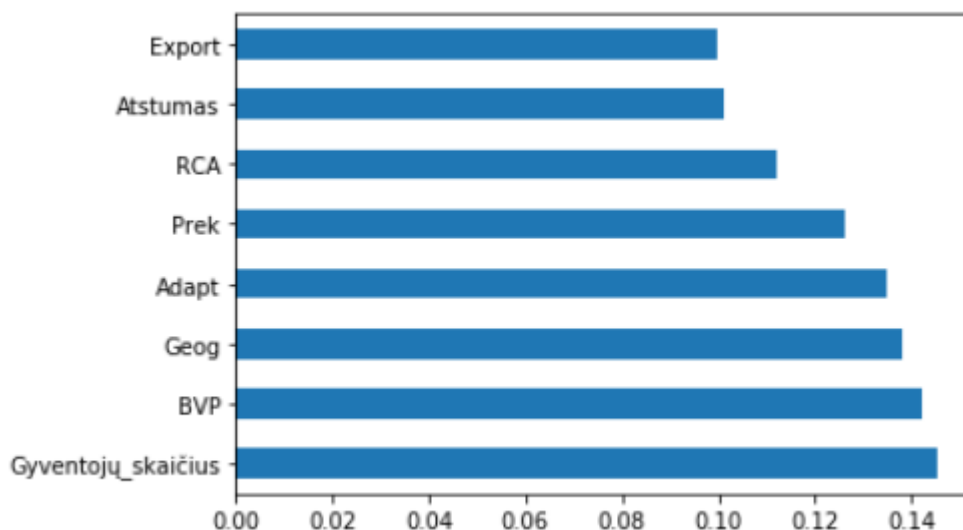
Klasifikavimo analizei duomenų rinkinyje yra sukuriamas naujas kategorinis kintamasis, kuris suskirsto konkurencingumo efektą į teigiamą ir neigiamą konkurencingumo efektą. Kaip jau minėta metodinėje darbo dalyje, teigiamas konkurencingumo efektas rodo konkurencingumo didėjimą šalyje. Konkurencingumo efekto ir eksporto pasiskirstymas pavaizduotas 3.14 paveiksle.



3.14 pav. Eksporto ir konkurencingumo efekto sklaidos diagrama

3.14 paveiksle matyti, kad didžiausių sektoriaus eksporto vertę atitinka ir teigiamas didžiausias konkurencingumo efektas.

Siekiant išsiaiškinti, kuris rodiklis turi didžiausią reikšmę konkurencingumo efekto pokyčiui, buvo atliekamas duomenų rinkinio klasifikavimas. Atlikus duomenų klasifikavimą ir išskyrus didžiausią reikšmę turinčius rodiklius, buvo pastebėta, kad didžiausią reikšmę konkurencingumo efekto reikšmei, įvertinant klasifikavimą, turi gyventojų skaičius, BVP ir geografinės specializacijos efektas. Galima daryti išvadą, kad 27 sektoriaus konkurencingumą įtakoja tinkamos rinkos pasirinkimas. Reikšmingiausi prognozavimo rezultatams rodikliai pateikiami 3.15 paveiksle.



3.15 pav. Reikšmingiausi konkurencingumo efekto klasifikavimo kintamieji

Tam, kad neuroninio tinklo modelis taptų efektyvesnis, prieš kuriant ir apmokant neuroninius tinklus, įvestys yra normalizuojamos funkcijos MinMaxScaler pagalba. Tai padaroma siekiant duomenų pasiskirstymą padaryti labiau normalinį arba, bent jau, labiau simetrinį. Visų kintamųjų vertės pakeičiamos ir perskirstomos į diapazoną nuo 0 iki 1. Neuroninio tinklo kūrimui naudojama ReLU (angl. *rectified linear unit*) aktyvacijos funkcija, kuri apibrėžiama kaip $\max(0, x)$. Šios funkcijos išvestinė yra lygi 1, kai $x > 0$ ir lygi 0, kai $x < 0$, taip ji neturi nykstančio gradiento problemos. ReLU naudojimas pagreitina neuroninio tinklo apmokymą ir reikalauja mažiau resursų dėl paprastų matematinių operacijų [44].

Klaidos funkcijos optimizavimo algoritmo pasirinkimas yra labai svarbus neuroninio tinklo apmokymo rezultatams. Darbe naudojamas *Adam* optimizavimo algoritmas. *Adam* yra optimizavimo algoritmas, kuris gali būti naudojamas vietoj klasikinio stochastinio gradiento nusileidimo algoritmo, siekiant atnaujinti tinklo svorius su mokymosi (angl. *train*) duomenimis. *Softmax* sluoksnis duomenų klasifikacijos nevykdo — jis transformuoja išėjimo vertes į tikimybes, kad duomenų įrašas priklausytų konkrečiai klasei.

Tinklui nustatytas 200 mokymo epochų (angl. *epoch*) ciklas. 70 proc. duomenų kiekio naudojama mokymui ir po 30 proc. testavimui.

Pasitelkiant klasifikavimo metodų išskirtus reikšmingiausias rodiklius, patikrinama ar mažesnis skaičius kintamųjų gali pateikti tokius pačius rezultatus, kaip ir panaudojant visus rodiklius. Klasifikavimo pagal konkurencingumo efektą geriausias rezultatas (87,5 proc.) pasiektas klasifikuojant su visais rodikliais, panaudojant trijų sluoksnių dirbtinį neuroninį tinklą. Neuroninio tinklo tikslas yra sumažinti nuostolių (angl. *loss*) funkciją, t. y. skirtumą tarp numatytų ir stebimų verčių. Naudojama nuostolių mažinimo funkcija „*binary_crossentropy*“, nes tikslo kintamasis įgyja reikšmes 0—teigiama konkurencingumo efekto reikšmė ir 1 — neigiama konkurencingumo reikšmė.

Konkurencingumo efekto tyrimas, naudojant dirbtinius neuroninius tinklus, yra vienas iš daugelio būdų, kuriais šalys partnerės gali įvertinti ekonominių rodiklių poveikį ir galimą tokios partnerystės tvarumą. Lietuvos 27 sektoriaus eksporto vertinimas neuroniniais tinklais patvirtina teiginį, kad valstybių partnerių ekonominiai indikatoriai yra svarbūs konkurencingumo efekto kitimo tendencijoms vertinti.

Išvados

1. Mokslinės literatūros analizė patvirtina nuostatą, kad konkurencingumo analizė yra svarbi formuojant šalies eksporto strategiją. Todėl šalies socialinio-ekonominio vystymosi sėkmę galima apibrėžti per jo konkurencingumo perspektyvą. Eksporto konkurencingumas yra siejamas su eksportuojamos produkcijos apimčių didėjimu į tarptautines rinkas, tai yra su rinkos dalies didėjimu. Moksliniuose tyrimuose naudojama daug ir įvairių metodų sektoriaus arba konkrečios prekės konkurencingumo tyrimams atlikti, tačiau dažniausiai naudojama pastoviųjų rinkos dalių analizė, RCA indeksas ir gravitacinis metodas, kurie leidžia įvertinti šalies pozicijas kitų šalių atžvilgiu ir įvertina šalies eksporto galimybes jose.
2. Tyrimas modeliuojamas remiantis jau atliktais moksliniais tyrimais su siekiu sukurti metodinį įrankį, kuris leistų paprastai ir greitai, įvedus norimos šalies kodą, įvertinti pasirinktų konkurencingumo metodų rezultatus. *Python* atvirojo kodo programavimo kalba leidžia greitai ir efektyviai įvertinti, agreguoti ir analizuoti didelius duomenų kiekius, kurti užklausas, kurių pagalba, generuojami tyrimo rezultatai.
3. CMS analizė skirta suprasti ir įvertinti įvairių galimų eksporto augimo veiksnių santykinę svarbą, taip pat palyginti ar šalių eksporto konkurencingumas yra panašus ir kokie veiksniai įtakoja jo skirtumą. Remiantis CMS analize, nustatyti Lietuvos sektoriaus rinkos dalies pasikeitimus įtakojantys efektai. RCA indeksas patvirtina sektoriaus konkurencingumo mažėjimo hipotezę.
4. Dirbtinių neuroninių tinklų modelio sudarymas parodė, kad gravitacinio modelio prielaidos, kad dvišalė prekyba yra tiesiogiai proporcinga šalies partnerės BVP dydžiui ir turi atvirkštinę priklausomybę nuo šalies partnerės geografinio atstumo, tinkamos ir Lietuvos 27 sektoriaus eksporto priežastingumo analizei. Sudaryti dirbtinių neuroninių tinklų klasifikavimo modeliai patvirtino, kad didžiausią reikšmę konkurencingumo efekto reikšmėms turi bendrojo vidaus produkto šalyje, gyventojų skaičiaus ir geografinio specializavimo efektas.

Literatūros sąrašas

1. Lee J., Karpova E. (2018). Revisiting the competitiveness theory in the new global environment: review and analysis of the competitiveness definition. *nt. J. Competitiveness*, Vol. 1, No. 3, 2018
2. Rakauskienė G., Tamošiūnienė R. (2013). Šalies konkurencingumą lemiantys veiksniai.
3. Krugman, P. R. 1996. Making sense of the competitiveness debate, *Oxford Review of Economic Policy* 12(3): 17–25. doi:10.1093/oxrep/12.3.17
4. Awokuse, T.O. (2007) “Causality between exports, imports, and economic growth: evidence from transition economies”. *Economics Letters*. 94(3), 389-95
5. Aguiar ir kt. The Use of Constant Market Share (CMS) Model to Assess Brazil Nut Market Competitiveness. *Journal of Agricultural Science*; Vol. 9, No. 8; 2017 ISSN 1916-9752 E-ISSN 1916-9760
6. Puteri Nurhaliq and Mansur Masih (2011) „Export orientation vs import substitution : which strategy should the government adopt? Evidence from Malaysia“. *Journal of Development Economics*. 65, 209–24.
7. Boriss Siliverstovs & Dierk Herzer, 2007. Manufacturing exports, mining exports and growth: cointegration and causality analysis for Chile (1960-2001), *Applied Economics*, Taylor & Francis Journals, vol. 39(2), pages 153-167.
8. Feder, G. (1983). On exports and economic growth. *Journal of Development Economics* 12, p. 59-73.
9. Jucevičius R., Rybakovas E. Competitiveness of lithuanian textile and clothing industry. 6 th International Scientific Conference May 13–14, 2010, Vilnius, Lithuania business and management 2010 Selected papers. Vilnius, 2010
10. Lietuvos banko ataskaita (2019). Lietuvos ekonomikos apžvalga.
11. Bebek, U.G. (2017). RCA: Choosing the Right Measure. Department of Economics, University of Birmingham.
12. Pukelienė, V. Sabonienė, A. (2004). Produkcijos konkurencingumo rodiklių svarba pramonės įmonių strategijos ir šalies pramonės politikos formavimui Europos Sąjungos bendrojoje rinkoje. *Organizacijų vadyba: sisteminiai tyrimai*, 30, p. 151 – 161.
13. Bonanno, G. A note: Constant Market Share Analysis. MPRA Paper No. 59997, posted 18 Nov 2014 07:28 UTC
14. Gnidchenko, A. A., Salnikov, V. A. (2015). Net Comparative Advantage Index: Overcoming the Drawbacks of the Existing Indices. HSE Working papers WP BRP 119/EC/2015, National Research University Higher School of Economics.
15. Laursen K. (1998). Revealed Comparative Advantage and the Alternatives as Measures of International Specialisation. DRUID Working Paper 98-30
16. Elsalih O., Sertoglu K., Besim M. (2019). The Comparative Advantage of Crude Oil in the Top 10 Oil- Producing Countries. Conference: International Conference on Eurasian Economies At: 11-13 June 2019 – Famagusta, Turkish Republic of Northern Cyprus
17. Yue, C., & Hua, P. (2002). Does comparative advantage explains export patterns in China?. *China Economic Review*, 13(2-3), 276-296.
18. Gilbert, J. Constant Market Shares Analysis Part I Decomposition of Values. Capacity Building Workshop “Enhancing Capacity on Trade Policies and Negotiations in Laos” May 8-10, 2017

19. Travkina Irina (2015) Veiksnių, lemiančių lietuvis eksporto konkurencingumą, vertinimas. Daktaro disertacija. Socialiniai mokslai, ekonomika (04s).
20. Ramadhani T.N., Santoso R.P.(2019).Competitiveness analyses of Indonesian and Malaysian palm oil exports. *Economic Journal of Emerging Markets*, 11(1) 2019, 46-58.
21. Skriner, E. Competitiveness and Specialisation of the Austrian Export Sector - A Constant-Market-Shares Analysis. FIW Working Paper, No. 32
22. Versli Lietuva ataskaita. Lietuvos prekių eksporto pastovios rinkos dalies analizė. Paskelbta 2019.06.30
23. Demir et al. (2017) The impact of competitiveness on trade efficiency: the asian experience by using the stochastic frontier gravity model. *Eurasian Journal of Economics and Finance*, 5(4), 2017, 1-15 DOI: 10.15604/ejef.2017.05.04.001
24. Atif RM, Mahmood H, Haiyun L, Mao H (2019) Determinants and efficiency of Pakistan's chemical products' exports: An application of stochastic frontier gravity model. *PLoS ONE* 14(5): e0217210. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0217210>
25. Tinbergen J, Heckscher A. *Shaping the World Economy. Suggestions for an International Economic Policy.*[With Forew. Bf A. Heckscher]. Twentieth Century Fund; 1962.
26. Anderson J.E. A theoretical foundation for the gravity equation. *The American Economic Review*. 1979 Mar 1;69(1):106–16.
27. Nakakeeto G. (2011). The impact of technical measures on agricultural trade: a case of Uganda, Senegal and Mali. *Improving food security through agricultural trade*. VA: Balcksburg.
28. Castillo J. S., Villanueva E. C., Garcia-Cortijo M. C. (2016). The international wine trade and its new export dynamics (1988-2012): a gravity model approach. *Agribusiness*, Vol. 00, No. 0
29. Krisztin T., Fischer M. M. (2015). The gravity model for international trade: Specification and estimation issues. *Spatial Economic Analysis*, Vol. 10, No. 4.
30. Karamuriro H. T., Karukuza W. N. (2015). Determinants of Uganda's export performance: a gravity model analysis. *International Journal of Business and Economics Research*. Vol. 4, No, 2, p. 45-54.
31. Ishak Z.(2016) Determinants and export competitiveness of coffee: comparison between indonesia and viet nam. *Malaysia Indonesia International Conference on Economics, Management and Accounting (MIICEMA) 2016*
32. Muhammad N.M.N., and Yaacob C.H. Export Competitiveness of Malaysian Electrical and Electronic (E&E) Product: Comparative Study of China, Indonesia and Thailand. *International Journal of Business and Management*. Vol. 3, No. 7
33. Apridar (2014). The competitiveness of indonesian tuna export facing the asean economic community. *Aceh International Journal of Social Sciences*, 3 (1): 01 - 13 June 2014 ISSN: 2088-9976.
34. Zheng, X., Jia, L., Bao, J. and Chen, J., (2018). A Study of Trade Complementarity between China and the Baltic States and its Development Strategies. *Amfiteatru Economic*, 20(49), pp. 788-803.
35. Quimba, Francis Mark A., Barral, Mark Anthony A. (2018). Exploring Neural Network Models in Understanding Bilateral Trade in APEC: A Review of History and Concepts. *Philippine Institute for Development Studies Published in 2019 as Research PaperAssesmmnt*.
36. Wohl I., Kennedy J. (2018).*Neural Network Analysis of International Trade*. Office of Industries, Working Paper, ID-049 May 2018.

37. Dumor K., Yao L.(2019).Estimating China's Trade with Its Partner Countries within the Belt and Road Initiative Using Neural Network Analysis. Sustainability, MDPI, Open Access Journal, vol. 11(5), pages 1-22, March.
38. Katalin Óhegyi, Virág Szabó, Andrea Bene(2013).Identifying opportunities to improve competitiveness through innovation illustrated on the example of hungary. International journal of business and management studies Vol 5, No 1, 2013 ISSN: 1309-8047
39. Fagerberg, J. The Method of Constant Market Share Analysis Reconsidered. Applied Economics 19(12):1571-83 · February 1987
40. Dumčiuvienė, D., Meilienė, E., ir Snieška, V. (2005). Konkurencingumo ir sanglaudos ryšiai. Europos Sąjungos politikos kontekste. Viešoji politika ir administravimas, Nr. 13
41. Krutinis M. (2006). Statybos eksporto efektyvumo didinimas taikant internetines sprendimų paramos ir žinių sistemas. Daktaro disertacija. Technologijos mokslai, statybos inžinerija (02T)
42. International Trade Centre (2009). TRADE PERFORMANCE INDEX. – ITC, 2009
43. Chris Colbert Stéfan van der Walt and Gaël Varoquaux. The numpy array: A structure for efficient numerical computation. Computing in Science & Engineering, 2011
44. Brownlee J. (2019). A Gentle Introduction to the Rectified Linear Unit (ReLU). January 9, 2019 in Deep Learning Performance Tweet
45. Sakalauskas L. (2013). Statistinis modeliavimas ir analizė. Knyga. ISBN 9786094301896
46. Janilionis V. Klasterinė analizė: sąvokos ir pagrindiniai metodai. Klasterizavimo vertinimas. Paskaitų medžiaga.
47. Dzemyda G., Kurasova O., Žilinskas J. (2008). Daugiamačių duomenų vizualizavimo metodai, 108-127 p.

Priedai

1 priedas. Sektorių pavadinimai pagal kombinuotąją maitų nomenklaturą

Sektoriaus kodas	Sektoriaus pavadinimas	Sektoriaus kodas	Sektoriaus pavadinimas
1	Gyvi gyvūnai	50	Šilkas
2	Mėsa ir valgomieji mėsos subproduktai	51	Vilna, švelniavilnių arba šiurkščiavilnių gyvūnų plaukai; ašutų verpalai ir audiniai
3	žuvis ir vėžiagyviai, moliuskai ir kiti vandens bestuburiai	52	Medvilnė
4	Pienas ir pieno produktai; paukščių kiaušiniai; natūralus medus; gyvūninės kilmės maisto produktai	53	Kiti augaliniai tekstilės pluoštai; popieriaus verpalai ir popieriaus verpalų audiniai
5	Gyvūninės kilmės produktai, nenurodyti kitoje vietoje	54	Cheminiai elementarieji siūlai (gijos)
6	Augantys medžiai ir kiti augalai; svogūnėliai, šaknys ir kitos panašios augalų dalys; skintos gėlės ir dekoratyviniai žalumynai	55	Cheminiai štapelio pluoštai
7	Valgomosios daržovės ir kai kurie šakniavaisiai bei gumbavaisiai	56	Vata, veltinys ir neaustinės medžiagos; specialieji verpalai; virvės, virvelės, lynai ir trosai bei jų dirbiniai
8	Valgomieji vaisiai ir riešutai; citrusų vaisių arba melionų žievelės ir luobos	57	Kilimai ir kitos tekstilinės grindų dangos
9	Kava, arbata, matė ir prieskoniai	58	Specialieji audiniai; siūtiniai (taftingo) tekstilės audiniai; nėriniai; gobelenai; apsiuvai; siuvinėjimai
10	Javai	59	Įmirkyti, aptraukti, padengti arba laminuoti tekstilės audiniai; tekstilės dirbiniai naudojami pramonėje
11	Malamų produktų gamyba; salyklos; krakmolos; inulinas; kviečių glitimas	60	Megztinės arba nertinės medžiagos
12	Aliejinių kultūrų sėklos ir vaisiai; įvairūs grūdai, sėklos ir vaisiai; augalai, naudojami pramonėje ir medicinoje; šiaudai ir pašarai	61	Megzti arba nerti drabužiai ir jų priedai
13	Šelakas; lipai, dervos ir kiti augalų syvai bei ekstraktai	62	Drabužiai ir jų priedai, išskyrus megztus ir nertus
14	Augalinės pynimo medžiagos; augaliniai produktai, nenurodyti kitoje vietoje	63	Kiti gatavi tekstilės dirbiniai; rinkiniai; dėvėti drabužiai ir dėvėti tekstilės dirbiniai; skudurai
15	Gyvūniniai arba augaliniai riebalai ir aliejus bei jų skilimo produktai; paruošti maistiniai riebalai;	64	Avalynė, getrai ir panašūs dirbiniai; tokių dirbinių dalys
16	Gaminiai iš mėsos, žuvies arba vėžiagyvių, moliuskų arba kitų vandens bestuburių	65	Galvos apdangalai ir jų dalys
17	Cukrus ir konditerijos gaminiai iš cukraus	66	Skėčiai, skėčiai nuo saulės, lazdos, lazdos-sėdynės, vytiniai, botagai ir jų dalys
18	Kakava ir gaminiai iš kakavos	67	Paruoštos naudoti plunksnos ir pūkai bei dirbiniai iš plunksnų arba pūkų; dirbtinės gėlės
19	Gaminiai iš javų, miltų, krakmolo arba pieno; miltiniai konditerijos gaminiai	68	Dirbiniai iš akmens, gipso, cemento, asbesto, žeručio arba panašių medžiagų
20	Produktai iš daržovių, vaisių, riešutų arba kitų augalų dalių	69	Keramikos dirbiniai
21	Įvairūs maisto produktai	70	Stiklas ir stiklo dirbiniai
22	Nealkoholiniai ir alkoholiniai gėrimai bei actas	71	Gaminiai arba dirbtiniu būdu išauginti perliai, brangakmeniai arba kiti akmenys, taurieji metalai
23	Maisto pramonės liekanos ir atliekos; paruošti pašarai gyvūnams	72	Geležis ir plienas (juodieji metalai)
24	Tabakas ir perdirbti tabako pakaitalai	73	Dirbiniai iš geležies arba iš plieno (iš juodųjų metalų)
25	Druska; siera; žemės ir akmenys; tinkavimo medžiagos, kalkės ir cementas	74	Varis ir vario dirbiniai
26	Rūdos, šlakai ir pelenai	75	Nikelis ir nikelio dirbiniai
27	Mineralinis kuras, mineralinės alyvos ir jų distiliavimo produktai; bituminės medžiagos	76	Aliuminis ir aliuminio dirbiniai
28	Neorganiniai chemikalai; organiniai arba neorganiniai tauriųjų metalų, retųjų žemės metalų	78	Švinas ir švino dirbiniai
29	Organiniai chemijos produktai	79	Cinkas ir cinko dirbiniai
30	Farmacijos produktai	80	Alavas ir alavo dirbiniai
31	Trąšos	81	Kiti netaurieji metalai; kremėtai; dirbiniai iš šių medžiagų
32	Rauginimo arba dažymo ekstraktai; taninai ir jų dariniai; dažikliai, pigmentai	82	Įrankiai, padargai, peiliai, šaukštai ir šakutės iš netauriųjų metalų; jų dalys iš netauriųjų metalų

33	Eteriniai aliejai ir kvapieji dervų ekstraktai; parfumerijos, kosmetikos ir tualetiniai preparatai	83	Įvairūs dirbiniai iš netauriųjų metalų
34	Muilas, organinės paviršinio aktyvumo medžiagos, skalbikliai, tepimo priemonės, dirbtiniai vaškai	84	Branduoliniai reaktoriai, katilai (boileriai), mašinos ir mechaniniai įrenginiai; jų dalys
35	Albumininės medžiagos; modifikuoti krakmolai; klijai; fermentai (enzimai)	85	Elektros mašinos ir įrenginiai bei jų dalys; garso įrašymo ir atkūrimo aparatai
36	Sprogmenys; pirotechnikos produktai; degtukai; periferiniai lydiniai; tam tikros degiosios medžiagos	86	Geležinkelio arba tramvajaus lokomotyvai, riedmenys ir jų dalys; geležinkelių arba tramvajaus bėgiai
37	Fotografijos ir kinematografijos prekės	87	Geležinkelio arba tramvajaus lokomotyvai, riedmenys ir jų dalys; geležinkelių arba tramvajaus bėgiai
38	Įvairūs chemijos produktai	88	Orlaiviai, erdvėlaiviai ir jų dalys
39	Plastikai ir jų dirbiniai	89	Laivai, valtyės ir plaukiojantieji įrenginiai
40	Kaučiukas ir jo dirbiniai	90	Optikos, fotografijos, kinematografijos, matavimo, kontrolės, precizijos, medicinos prietaisai
41	Žaliavinės odos (išskyrus kailius) ir išdirbta oda	91	Laikrodžiai ir jų dalys
42	Odos dirbiniai; balnai ir pakinktai; kelionės reikmenys, rankinės ir panašūs daiktai	92	Muzikos instrumentai; šių dirbinių dalys ir reikmenys
43	Kailiai ir dirbtiniai kailiai; jų dirbiniai	93	Ginklai ir šaudmenys; jų dalys ir reikmenys
44	Mediena ir medienos dirbiniai; medžio anglys	94	Baldai; patalynės reikmenys, čiužiniai, čiužinių karkasai, dekoratyvinės pagalvėlės
45	Kamštiena ir kamštienos dirbiniai	95	Baldai; patalynės reikmenys, čiužiniai, čiužinių karkasai, dekoratyvinės pagalvėlės
46	Dirbiniai iš šiaudų arba iš kitų pynimo medžiagų; pintinės ir kiti dirbiniai iš vytelių	96	Įvairūs pramonės dirbiniai
47	Medienos arba kitų pluoštinių celuliozinių medžiagų masė; popieriaus arba kartono atliekos ir liekanos	97	Meno kūriniai, kolekcionavimo objektai ir antikvariniai daiktai
48	Popierius ir kartonas; popieriaus masės, popieriaus arba kartono dirbiniai	99	Kitos prekės
49	Spausdintos knygos, laikraščiai, reprodukcijos ir kiti poligrafijos pramonės dirbiniai		

2 priedas. Lietuvos sektorių RCA indekso didžiausios reikšmės 2009-2018 m.

Sektoriaus pavadinimas	Sektoriaus kodas	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Trąšos	31	2,21	1,75	1,93	1,77	1,54	1,26	1,30	1,58	1,15	1,56
Kiti augaliniai tekstilės pluoštai; popieriaus verpalai ir popieriaus verpalų audiniai	53	1,29	1,10	1,13	1,09	1,01	0,89	0,83	1,57	1,06	1,53
Pienas ir pieno produktai; paukščių kiaušiniai; natūralus medus; gyvūninės kilmės maisto produktai	4	0,99	0,95	0,83	0,88	0,81	0,59	0,50	0,69	0,53	0,67
Mediena ir medienos dirbiniai; medžio anglys	44	0,74	0,83	0,80	0,77	0,79	0,61	0,63	0,84	0,57	0,85
Tabakas ir perdirbti tabako pakaitalai	24	0,67	0,80	0,96	0,78	0,91	0,77	0,77	1,12	1,02	1,87
Baldai; patalynės reikmenys, čiužiniai, čiužinių karkasai, dekoratyvinės pagalvėlės	94	0,82	0,80	0,79	0,77	0,76	0,62	0,60	0,88	0,66	0,93
Gaminiai iš mėsos, žuvies arba vėžiagyvių, moliuskų arba kitų vandens bestuburių	16	0,74	0,74	0,39	0,41	0,42	0,30	0,32	0,48	0,31	0,39

Malamų produktų gamyba; salyklas; krakmolas; inulinas; kviečių glitimas	11	0,69	0,70	0,77	0,65	0,70	0,49	0,58	0,82	0,64	0,81
Gyvi gyvūnai	1	0,93	0,70	0,51	0,46	0,41	0,27	0,26	0,45	0,33	0,41
Vilna, švelniavilnių arba šiurkščiavilnių gyvūnų plaukai; ašutų verpalai ir audiniai	51	0,68	0,68	0,58	0,55	0,58	0,54	0,49	0,81	0,58	0,76

3 priedas. Pirminio duomenų rinkinio formatavimas

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import sqlite3
from sqlalchemy import create_engine

DIR = 'C:/Users/Vartotojas/Desktop'
FILE = '/2018_comtrade.csv'
file = '{}{}'.format(DIR, FILE)
print('File directory: {}'.format(file))

print(pd.read_csv(file, nrows=5))
csv_database = create_engine('sqlite:///csv_database.db')
chunksize = 20000
i=0
j=0

for df in pd.read_csv(file, chunksize=chunksize, iterator=True):
    df = df.rename(columns = {c: c.replace(' ', '') for c in df.columns})
    df.index+= j

    df.to_sql('data_use', csv_database, if_exists = 'append')
    j = df.index[-1]+1

    print('| index: {}'.format(j))

df = pd.read_sql_query('SELECT * FROM data_use WHERE TradeFlowCode = 2',
csv_database)
df.columns
df.head()
#Naujo failo eilučių skaičius ir stulpelių skaičius
df.shape
df.isna().sum()
print(df.info())

#Unikalių šalių eksportuotojų sąrašas ir kiekis
print(df['Reporter'].unique())
len(df['Reporter'].unique().tolist())
```

4 priedas. Jungtinis visų metų duomenų rinkinys

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

df1 = pd.read_csv('2009_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
df2 = pd.read_csv('2010_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
df3 = pd.read_csv('2011_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
df4 = pd.read_csv('2012_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
df5 = pd.read_csv('2013_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
```

```

df6 = pd.read_csv('2014_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
df7 = pd.read_csv('2015_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
df8 = pd.read_csv('2016_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
df9 = pd.read_csv('2017_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
df10 = pd.read_csv('2018_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)

print (df1.shape)
print (df2.shape)
print (df3.shape)
print (df4.shape)
print (df5.shape)
print (df6.shape)
print (df7.shape)
print (df8.shape)
print (df9.shape)
print (df10.shape)

df1 = df1[(df1['AggregateLevel'] == 2 )]
df2 = df2[(df2['AggregateLevel'] == 2 )]
df3 = df3[(df3['AggregateLevel'] == 2 )]
df4 = df4[(df4['AggregateLevel'] == 2 )]
df5 = df5[(df5['AggregateLevel'] == 2 )]
df6 = df6[(df6['AggregateLevel'] == 2 )]
df7 = df7[(df7['AggregateLevel'] == 2 )]
df8 = df8[(df8['AggregateLevel'] == 2 )]
df9 = df9[(df9['AggregateLevel'] == 2 )]
df10 = df10[(df10['AggregateLevel'] == 2 )]
print (df1.shape)
print (df2.shape)
print (df3.shape)
print (df4.shape)
print (df5.shape)
print (df6.shape)
print (df7.shape)
print (df8.shape)
print (df9.shape)
print (df10.shape)
df10.info()
df1 = df1[['Year', 'ReporterISO', 'PartnerISO', 'CommodityCode',
'TradeValue (US$)']]
df2 = df2[['Year', 'ReporterISO', 'PartnerISO', 'CommodityCode',
'TradeValue (US$)']]
df3 = df3[['Year', 'ReporterISO', 'PartnerISO', 'CommodityCode',
'TradeValue (US$)']]
df4 = df4[['Year', 'ReporterISO', 'PartnerISO', 'CommodityCode',
'TradeValue (US$)']]
df5 = df5[['Year', 'ReporterISO', 'PartnerISO', 'CommodityCode',
'TradeValue (US$)']]
df6 = df6[['Year', 'ReporterISO', 'PartnerISO', 'CommodityCode',
'TradeValue (US$)']]
df7 = df7[['Year', 'ReporterISO', 'PartnerISO', 'CommodityCode',
'TradeValue (US$)']]
df8 = df8[['Year', 'ReporterISO', 'PartnerISO', 'CommodityCode',
'TradeValue (US$)']]
df9 = df9[['Year', 'ReporterISO', 'PartnerISO', 'CommodityCode',
'TradeValue (US$)']]
df10 = df10[['Year', 'ReporterISO', 'PartnerISO', 'CommodityCode',
'TradeValue (US$)']]
from functools import reduce
# sujungiami duomenų rinkiniai
merged_df = pd.concat([df1, df2])
merged_df
merged_df = pd.concat([merged_df, df3])
merged_df

```



```

merged_df = pd.concat([merged_df, df4])
merged_df
merged_df = pd.concat([merged_df, df5])
merged_df
merged_df = pd.concat([merged_df, df6])
merged_df
merged_df = pd.concat([merged_df, df7])
merged_df
merged_df = pd.concat([merged_df, df8])
merged_df
merged_df = pd.concat([merged_df, df9])
merged_df
merged_df = pd.concat([merged_df, df10])
merged_df

#nedubliuoti eksporto sumos
merged_df_without = merged_df[merged_df.CommodityCode != "TOTAL" ]
merged_df_without_com_total = merged_df_without[merged_df_without.PartnerISO !=
0]

merged_df_without_wld =
merged_df_without_com_total[merged_df_without_com_total.PartnerISO != "WLD"]
#pakeičiame stulpelių pavadinimus
merged_df_without_wld = merged_df_without_wld.rename(columns={'TradeValue (US$)':
'TradeValue'})
merged_df_without_wld
merged_df_without_wld.describe()

biggest_exporter = merged_df_without_wld.groupby(['ReporterISO', "Year",
'CommodityCode']).sum().sort_values(by='TradeValue', ascending=False)
biggest_exporter.nlargest(20, "TradeValue")

biggest_exporter1 = merged_df_without_wld.groupby(["Year",
'ReporterISO']).sum().sort_values(by='Year', ascending=False)
biggest_exporter1.nlargest(20, "TradeValue")

biggest_exporter_modified = biggest_exporter.reset_index()
biggest_exporter_modified.info()

biggest_exporter_of_year = merged_df_without_wld.groupby(["Year",
'ReporterISO']).sum().sort_values(by="Year", ascending=False)
biggest_exporter_of_year.info()
biggest_exporter_of_year

import warnings
warnings.simplefilter('ignore', FutureWarning)

from pandas import *
get_ipython().run_line_magic('matplotlib', 'inline')
biggest_exporter_of_year = biggest_exporter_of_year.reset_index()
#biggest_exporter_of_year
countries = pivot_table(biggest_exporter_of_year, index=["Year"],
columns=["ReporterISO"],
values="TradeValue", aggfunc=sum).reset_index()

countries

countries_top10 = countries.ix[:,
countries.max().sort_values(ascending=False).index]
countries_top10 = countries_top10.ix[:,0:10]

#countries.reset_index(level=0, drop=True)
countries_top10

```

```

import seaborn as sns
sns.set(style="whitegrid")
ax = sns.boxplot(data=countries_top10, orient="v", palette="Set2")
ax.set_title('Top 10 pasaulio eksportuotojai')
ax.set_ylabel('Eksporto vertė')
ax.set_xlabel('Šalys eksportuotojos')
plt.show()
biggest_importer1 = merged_df_without_wld.groupby(["Year",
'PartnerISO']).sum().sort_values(by='Year', ascending=False)
biggest_importer1.nlargest(20, "TradeValue")

biggest_importer_of_year = merged_df_without_wld.groupby(["Year",
'PartnerISO']).sum().sort_values(by="Year", ascending=False)
biggest_importer_of_year

biggest_importer_of_year = biggest_importer_of_year.reset_index()
#biggest_importer_of_year
countries_imp = pivot_table(biggest_importer_of_year, index=["Year"],
columns=["PartnerISO"],
                           values="TradeValue", aggfunc=sum).reset_index()

countries_imp

countries_imp_top10 = countries_imp.ix[:,
countries_imp.max().sort_values(ascending=False).index]
countries_imp_top10 = countries_imp_top10.ix[:,0:10]

#countries.reset_index(level=0, drop=True)
countries_imp_top10

sns.set(style="whitegrid")
ax = sns.boxplot(data=countries_imp_top10, orient="v", palette="Set2")
ax.set_title('Top 10 pasaulio importuotojai')
ax.set_ylabel('Importo vertė')
ax.set_xlabel('Šalys importuotojos')
plt.show()
biggest_sector = merged_df_without_wld.groupby(["Year", "CommodityCode"
]).sum().sort_values(by='Year', ascending=False)
sector = biggest_sector.nlargest(30, "TradeValue").sort_values(by='Year',
ascending=False)
sector
sector = sector.T
sector

sector.unstack(level=0).plot(kind='bar', subplots=True)
data = sector.TradeValue
data

ax = data.unstack().plot(kind='bar')
ax.set_title('Pasaulio top sektoriai')
#ax.grid(color='#cccccc')
ax.set_ylabel('Eksporto vertė')
ax.set_xlabel('Metai')
plt.show()
#Šalies pasirinkimas
LT_data = merged_df_without_wld[merged_df_without_wld["ReporterISO"] == 'LTU']
LT_data = LT_data.fillna(0)
LT_data_0 = LT_data[LT_data["PartnerISO"] == 0 ]
#iš viso kiek eksportuota pagal sektorių
LT_data_0
#Iš viso per metus
LT_data_sum =
LT_data_without_0.groupby(["Year"]).sum().sort_values(by="TradeValue",
ascending=False)
LT_data_sum

```

```

#pasaliname 0, kad nebutu dubliavimo
LT_data_without_0 = LT_data[LT_data.PartnerISO != 0]
LT_data_by_year = LT_data_without_0.groupby(["Year",
"PartnerISO"]).sum().sort_values(by="Year", ascending=False)
LT_data_by_year.info()
LT_data_by_year
LT_data_by_year.to_csv(r'LT_visi_metai.csv')

grouped = LT_data_without_0.groupby(["PartnerISO"])
print('Lietuva eksportuoja į ', len(grouped), 'šalis.')
print('Top šalys, į kurias eksportavo 10 metų laikotarpiu:')
totalexport =
grouped["TradeValue"].aggregate(sum).sort_values(inplace=False,ascending=False)
totalexport.head()
LT_data_by_year = LT_data_by_year.reset_index()
#biggest_importer_of_year
countries_imp_LT = pivot_table(LT_data_by_year, index=["Year"],
columns=["PartnerISO"],
                                values="TradeValue", aggfunc=sum).reset_index()

countries_imp_LT

countries_imp_top10_LT = countries_imp_LT.ix[:,
countries_imp_LT.max().sort_values(ascending=False).index]
countries_imp_top10_LT = countries_imp_top10_LT.ix[:,0:10]

#countries.reset_index(level=0, drop=True)
countries_imp_top10_LT
biggest_sector_LT = LT_data_without_0.groupby(["Year",
"CommodityCode"]).sum().sort_values(by='TradeValue', ascending=False)
biggest_sector_LT

biggest_sector_LT = LT_data.groupby(["Year",
"CommodityCode"]).sum().sort_values(by='TradeValue', ascending=False)
sector_LT = biggest_sector_LT.nlargest(20, "TradeValue").sort_values(by='Year',
ascending=False)
sector_LT

t = sector_LT.groupby(level=[0,1]).head(3).reset_index()
ax = sector_LT.unstack().plot(kind='bar')
ax.set_title('Pasaulio top sektoriai')
#ax.grid(color='#cccccc')
ax.set_ylabel('Eksporto vertė')
ax.set_xlabel('Metai')
plt.show()

biggest_sector_LT.to_csv(r'sector_LT.csv')

```

5 priedas. CMSA realizavimas

```

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

df2018 = pd.read_csv('2018_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
df2017 = pd.read_csv('2017_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)

#Kadangi duomenų rinkinyje yra laukelių be reikšmių, jas užpildome nuliais
#nulinės reikšmės šiame duomenų rinkinyje nereiškia trūkstamų reikšmių
df2018 = df2018.fillna(0)
df2017 = df2017.fillna(0)

#0 partnerio laukelyje apibūdina eksporto vertę iš viso, kad nesidubliuotų

```

```

duomenys, jį pašaliname
df2018 = df2018[df2018.PartnerISO != 0]
df2017 = df2017[df2017.PartnerISO != 0]
#taip pat ir su Reporter
df2018 = df2018[df2018.ReporterISO != 0]
df2017 = df2017[df2017.ReporterISO != 0]

#Kiek šalių partnerių 2017 metais
print(df2017['PartnerISO'].unique())
j1 = len(df2017['PartnerISO'].unique().tolist())
j1

#Kiek šalių partnerių 2018 metais
print(df2018['PartnerISO'].unique())
j2 = len(df2018['PartnerISO'].unique().tolist())
j2

#Kiek eksportuojančių šalių 2017 metais
print(df2017['ReporterISO'].unique())
reportercount2017 = len(df2017['ReporterISO'].unique().tolist())
reportercount2017

#Kiek eksportuojančių šalių 2018 metais
print(df2018['ReporterISO'].unique())
reportercount2018 = len(df2018['ReporterISO'].unique().tolist())
reportercount2018

#Duomenų agregavimas 2 lygiu. Išskiriame sektorių eksportą
df2018_2lygis = df2018[(df2018['AggregateLevel'] == 2)]
df2017_2lygis = df2017[(df2017['AggregateLevel'] == 2)]

df2017 = df2017.rename(columns={"TradeValue (US$)": "TradeValue"})
df2017_2lygis = df2017_2lygis.rename(columns={"TradeValue (US$)": "TradeValue"})
df2018 = df2018.rename(columns={"TradeValue (US$)": "TradeValue"})
df2018_2lygis = df2018_2lygis.rename(columns={"TradeValue (US$)": "TradeValue"})

#iš duomenų rinkinio pašaliname sektorius, kurių prekybos vertės suma yra lygi 0
df2018_2lygis = df2018_2lygis[df2018_2lygis.TradeValue != 0]
df2017_2lygis = df2017_2lygis[df2017_2lygis.TradeValue != 0]

print(df2018_2lygis['CommodityCode'].unique())
reportercount2018 = len(df2018_2lygis['CommodityCode'].unique().tolist())
#Tiek 2017, tiek 2018 metais buvo eksportuojamos 97 sektorių prekės
reportercount2018
print(df2017_2lygis['CommodityCode'].unique())
reportercount2017 = len(df2017_2lygis['CommodityCode'].unique().tolist())
#pasirenkant 2 agregavimo lygmenį pagal sektorius šalių reporterių skaičius
lieka 97
reportercount2017

#Tada pasirenkame šalį, kurią norime analizuoti. Šiuo atveju, renkames LTU.
Pamatome kokius eksporto partnerius Lietuva turėjo 2017m.
#matome, kad Lietuva 2017 metais eksportavo prekes į 193 šalis 97 prekių
sektoriuose
df_LT_2017 = df2017_2lygis[(df2017_2lygis['ReporterISO'] == 'LTU')]
print(df_LT_2017['CommodityCode'].unique())
commoditycount2017_LT = len(df_LT_2017['CommodityCode'].unique().tolist())
commoditycount2017_LT

print(df_LT_2017['PartnerISO'].unique())
partnercount2017_LT = len(df_LT_2017['PartnerISO'].unique().tolist())
partnercount2017_LT
#Maksimali eksporto vertė 2017 metais 4.338693e+09, minimali - 1.000000e+00
df_LT_2017.describe()
#Maksimali eksporto vertė 2018 metais 4.872280e+09, minimali - 1.000000e+00.

```

```

df_LT_2018 = df2018_2lygis[(df2018_2lygis['ReporterISO'] == 'LTU')]
df_LT_2018.describe()

print(df_LT_2018['CommodityCode'].unique())
commoditycount2018_LT = len(df_LT_2018['CommodityCode'].unique().tolist())
commoditycount2018_LT
#matome, kad Lietuva 2018 metais eksportavo prekes į 194 šalis 97 prekių
sektoriuose
print(df_LT_2018['PartnerISO'].unique())
partnercount2018_LT = len(df_LT_2018['PartnerISO'].unique().tolist())
partnercount2018_LT
#sujungiamo du LT duomenų rinkinius duomenų palyginimui
result = pd.concat([df_LT_2017, df_LT_2018], ignore_index=True, sort=False)
result.sort_values('TradeValue', ascending=False)

result.sort_values('TradeValue', ascending=False)
result = result[result.PartnerISO != 'WLD']
sum_of_trade_value=result.groupby(['CommodityCode',
'Year']).agg({'TradeValue':'sum'}).reset_index()
sum_of_trade_value = result.sort_values(
    'TradeValue',
    ascending=False
)

sum_of_trade_value[0:20].plot(
    x='PartnerISO',
    y='TradeValue',
    kind='bar',
    legend = False
)

#tiek 2017, tiek 2018 metais didžiausia eksporto vertė buvo prekyboje su Rusija
df = sum_of_trade_value[0:20]
df
import seaborn as sns
sns.set()
plt.figure()
ax = sns.barplot(data=df, x="PartnerISO", y="TradeValue", hue="Year",
palette=['blue', 'red'], saturation=0.6)

ax.set_title('Lietuvos eksportas')
#ax.grid(color='#cccccc')
ax.set_ylabel('Eksporto vertė')
ax.set_xlabel(None)
ax.set_xticklabels(df["PartnerISO"].unique().astype(str), rotation='vertical')
plt.show()

df_LT_2017
df_LT_2017_without_wld = df_LT_2017[df_LT_2017.PartnerISO != 'WLD']
df_LT_2017_without_wld
#Rūšiuojamas pagal sektorius
summary2017 =
df_LT_2017_without_wld.groupby(['CommodityCode']).agg({'TradeValue':'sum'}).fill
na(0).sort_values('TradeValue', ascending=False)
summary2017.reset_index(inplace=True)
summary2017

summary2017[0:10].plot(
    x="CommodityCode",
    y='TradeValue',
    kind='bar',
    legend = False
)
df_LT_2018_without_wld = df_LT_2018[df_LT_2018.PartnerISO != 'WLD']

```

```

summary2018 =
df_LT_2018_without_wld.groupby(['CommodityCode']).agg({'TradeValue':'sum'}).fill
na(0).sort_values('TradeValue', ascending=False)
summary2018.reset_index(inplace=True)
summary2018
summary2018 =
df_LT_2018_without_wld.groupby(['CommodityCode']).agg({'TradeValue':'sum'}).fill
na(0)

summary2018[0:10].plot(
    x="CommodityCode",
    y='TradeValue',
    kind='bar',
    legend = False
)
#eksporto verčių skirtumas
difference=summary2018["TradeValue"]-summary2017["TradeValue"]
difference.fillna(0)
#Lietuvos eksportas pagal sektorius
summary2018 =
df_LT_2018.groupby(['CommodityCode','PartnerISO']).agg({'TradeValue':'sum'}).uns
tack().fillna(0)
summary2018

df2018_2lygis = df2018_2lygis.groupby(['CommodityCode',
'PartnerISO']).agg({'TradeValue':'sum'}).unstack().fillna(0)
df2018_2lygis
#Lietuvos sektorių eksporto verčių santykis su viso pasaulio sektorių eksporto
vertėmis
summary2018 =
df_LT_2018_without_wld.groupby(['CommodityCode','PartnerISO']).agg({'TradeValue'
:'sum'}).unstack().fillna(0)
summary2018
Amatrix = (summary2018/df2018_2lygis)

#šalių, su kuriomis eksporto sandorių nebuvo, laukeliuose NaN reikšmės
Amatrix
df2017_2lygis = df2017_2lygis.groupby(['CommodityCode',
'PartnerISO']).agg({'TradeValue':'sum'}).unstack().fillna(0)
df2017_2lygis
summary2017 =
df_LT_2017_without_wld.groupby(['CommodityCode','PartnerISO']).agg({'TradeValue'
:'sum'}).unstack().fillna(0)
summary2017

Bmatrix = (summary2017/df2017_2lygis)
Bmatrix
skirtumaAB = Amatrix - Bmatrix
skirtumaAB
skirtumaAB.to_csv(r'./ABmaticu_skirtumas2018.csv', sep=';', encoding='utf-8',
header='true')

df2017_2lygis_world = df2017[(df2017['PartnerISO'] == 'WLD' )]
df2017_2lygis_world = df2017_2lygis_world[(df2017_2lygis_world['AggregateLevel']
== 2 )]
df2017_2lygis_world = df2017_2lygis_world.groupby(['CommodityCode',
'PartnerISO']).agg({'TradeValue':'sum'}).fillna(0)
df2017_2lygis_world
df2017_2lygis

#Apskaičiuojame viso pasaulio eksporto santykį su sektoriaus eksporto verte
2017metais
cols = df2017_2lygis.columns
df2017_2lygis_new = df2017_2lygis.loc[:, cols].div(df2017_2lygis['TradeValue',

```

```

'WLD'], axis=0)

df2017_2lygis_new
Konkurencingumo_efektas = skirtumaAB*df2017_2lygis_new
Konkurencingumo_efektas = Konkurencingumo_efektas.fillna(0)

Konkurencingumo_efektas.to_csv(r'./Konkurencingumo_efektas2018.csv', sep=';',
encoding='utf-8', header='true')

Konkurencingumo_efektas.reset_index(inplace=True)
Konkurencingumo_efektas

#Apskaičiuojame viso pasaulio eksporto santykį su sektoriaus eksporto verte
2018metais
cols = df2018_2lygis.columns
df2018_2lygis_new = df2018_2lygis.loc[:, cols].div(df2018_2lygis['TradeValue',
'WLD'], axis=0)
df2018_2lygis_new
Geografinės_spezializacijos_efektas = Bmatrix*(df2018_2lygis_new -
df2017_2lygis_new)
Geografinės_spezializacijos_efektas.fillna(0)
Geografinės_spezializacijos_efektas.to_csv(r'./Geografinės_spezializacijos_efekt
as2018.csv', sep=';', encoding='utf-8', header='true')

#Prekinės specializacijos efekto skaičiavimas
LT_2017_eksp_vertė_pagal_šalis =
df_LT_2017.groupby(['PartnerISO']).agg({'TradeValue':'sum'}).sort_values('TradeV
alue', ascending=False)
LT_2017_eksp_vertė_pagal_šalis
Eksp_vertė_pagal_šalis_2017 =
df2017.groupby(['PartnerISO']).agg({'TradeValue':'sum'}).sort_values('TradeValue
', ascending=False)
Eksp_vertė_pagal_šalis_2017
#šalies eksporto vertės santykis su viso pasaulio eksporto verte
Xjs2017_X_ws2017 = LT_2017_eksp_vertė_pagal_šalis/Eksp_vertė_pagal_šalis_2017
Xjs2017_X_ws2017.fillna(0)
Xjs2017_X_ws2017

#Bmaticos skirtumas su Xjs2017_X_ws2017
Bmatrix_t = Bmatrix.T
Bmatrix_t
Bmatrix_t = Bmatrix_t.droplevel(level = 0)

#pasaliname indeksa Trade value iš B matricos, kad duomenų rinkiniai atrastų tą
pačią reikšmę
Bmatrix_t.fillna(0)
Skirtumas = Bmatrix_t.sub(Xjs2017_X_ws2017.iloc[:,0],axis=0)
#Skirtumas = Bmatrix_t - Xjs2017_X_ws2017. Prekinės specializacijos pirmoji
dedadmoji
Skirtumas
#X_j_2018. Pagal PartnerISO eksportas 2018metais
X_j_2018 = df2018.groupby(['PartnerISO']).agg({'TradeValue':'sum'})
X_j_2018

#X_w_2018. Pasaulio eksporto suma 2018 metais. Nusiskaitom 2018data is naujo,
kad atsirastu wld
#df2018 = pd.read_csv('2018_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
X_w_2018 = df2018[(df2018['PartnerISO'] == "WLD")].fillna(0)

X_w_2018 = X_w_2018[(X_w_2018['ReporterISO'] == 0)]
X_w_2018 = X_w_2018[(X_w_2018['CommodityCode'] == "TOTAL")]
X_w_2018 = X_w_2018.groupby(['PartnerISO']).agg({'TradeValue':'sum'})
X_w_2018

```

```

#Santykis X_j_2018 ir X_w_2018
X_j_2018_X_w_2018 = X_j_2018.div(X_w_2018.iloc[0])
X_j_2018_X_w_2018

#X_w_2017. Pasaulio eksporto suma 2017 metais. Nusiskaitom 2017data is naujo,
kad atsirastu wld
#df2017 = pd.read_csv('2017_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)
X_w_2017 = df2017[(df2017['PartnerISO'] == "WLD")].fillna(0)

X_w_2017 = X_w_2017[(X_w_2017['ReporterISO'] == 0)]
X_w_2017 = X_w_2017[(X_w_2017['CommodityCode'] == "TOTAL")]
X_w_2017 = X_w_2017.groupby(['PartnerISO']).agg({'TradeValue': 'sum'})
X_w_2017

#X_j_2017. Pagal PartnerISO eksportas 2017 metais
X_j_2017 = df2017.groupby(['PartnerISO']).agg({'TradeValue': 'sum'})
X_j_2017

#Santykis X_j_2017 ir X_w_2017
X_j_2017_X_w_2017 = X_j_2017.div(X_w_2017.iloc[0])
X_j_2017_X_w_2017

#atimam is 2018 metų 2017 metų vertes ir gaunam antrąją prekinio efekto dedamąją
II_prek_efek = X_j_2018_X_w_2018 - X_j_2017_X_w_2017
II_prek_efek

#dabar Prekinės specializacijos pirmoji dedamoji dauginam is II_prek_efek
Prekinės_spezializacijos_efektas = Skirtumas.mul(II_prek_efek.iloc[:,0],axis=0)
Prekinės_spezializacijos_efektas

Prekinės_spezializacijos_efektas.to_csv(r'./Prekinės_spezializacijos_efektas.csv',
sep=';', encoding='utf-8', header='true')

#Adaptavimosi efektas. Visas šio efekto dedamąsias jau turime suskaičiavę, lieka
tik sudauginti
#skirtumaAB padauginam is II_prek_efek
#Adaptavimosi_efektas = skirtumaAB.mul(II_prek_efek.iloc[:,0],axis=0)
skirtumaAB_t = skirtumaAB.T
skirtumaAB_t = skirtumaAB_t.droplevel(level = 0)
skirtumaAB_t

Adaptavimosi_efektas = skirtumaAB_t.mul(II_prek_efek.iloc[:,0],axis=0)
Adaptavimosi_efektas

Adaptavimosi_efektas.to_csv(r'./Adaptavimosi_efektas.csv', sep=';',
encoding='utf-8', header='true')

```

6 priedas. RCA indekso skaičiavimas

```

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

DIR = 'C:/Desktop'

df2018 = pd.read_csv('2018_eksportas.csv', sep = ';', low_memory=False)

df2018 = df2018.fillna(0)
df2018 = df2018[df2018.PartnerISO != 0 ]
df2018 = df2018[df2018.ReporterISO != 0 ]

print(df2018['ReporterISO'].unique())
reportercount2018 = len(df2018['ReporterISO'].unique().tolist())

```



```

reportercount2018
cntry_export = df2018[["ReporterISO",
"TradeValue (US$) "]].groupby(by=["ReporterISO"]).sum()
cntry_export

cntry_export.index.name

#pasaulio eksporto dydis 2018 metais sudaro 26.86 trilijonų dolerių
world_export = cntry_export.loc[0,]
world_export

prod_export = df2018[["ReporterISO", "CommodityCode", "TradeValue (US$) "
]].groupby(by=["ReporterISO", "CommodityCode"]).sum()
prod_export

prod_export_total = df2018[["CommodityCode", "TradeValue (US$) "
]].groupby(by=["CommodityCode"]).sum()

prod_export_total
Prekių grupės sektoriaus dalis šalyje = prod_export/cntry_export
Prekių grupės sektoriaus dalis šalyje

Prekių grupės sektoriaus dalis pasaulyje = prod_export_total/world_export
Prekių grupės sektoriaus dalis pasaulyje

rca_2018 =
Prekių grupės sektoriaus dalis šalyje/Prekių grupės sektoriaus dalis pasaulyje

rca_2018.to_csv(r'./rca_2018.csv', sep=';', encoding='utf-8', header='true')

rca_2018.reset_index(inplace=True)

rca_2018 = rca_2018[rca_2018.Country != 0 ]

rca_2018[0:20].sort_values(
    'RCA',
    ascending=False
).plot(
    x='Country',
    y='RCA',
    kind='bar',
    legend=True,
    color='blue',
    width=0.8
)

rca_2018_sort = rca_2018[["CommodityCode", "RCA"
]].groupby(by=["CommodityCode"]).sum()

rca_2018 = rca_2018.rename(columns={"TradeValue (US$) ": "RCA", "ReporterISO":
"Country"})
rca_2018_sort.reset_index(inplace=True)

rca_2018_sort
#2 lygio rca indeksas
rca_2018_sort = rca_2018_sort[rca_2018_sort.CommodityCode != "TOTAL" ]
rca_2018_sort["CommodityCode"] = pd.to_numeric(rca_2018_sort["CommodityCode"])

rca_2018_sort = pd.DataFrame(data=rca_2018_sort)
rca_2018_sort.dtypes

result = rca_2018_sort.query('1 <= CommodityCode <= 99')
result

```

```

result.to_csv(r'./result.csv', sep=';', encoding='utf-8', header='true')
result[0:20].sort_values(
    'RCA',
    ascending=False
).plot(
    x='CommodityCode',
    y='RCA',
    kind='bar',
    color='blue',
    width=0.8
)
plt.xlabel('CommodityCode',size=10)
plt.ylabel('RCA',size=10)
plt.title('RCA indeksas pagal sektorius 2018',size=10)

result[0:20].sort_values(
    'RCA',
    ascending=False
).plot(
    x='CommodityCode',
    y='RCA',
    kind='bar',
    color='blue',
    width=0.8
)
plt.xlabel('CommodityCode',size=10)
plt.ylabel('RCA',size=10)
plt.title('RCA indeksas pagal sektorius 2018',size=10)

```

7 priedas. Duomenų rinkinio gravitaciniam metodui taikyti sudarymas

```

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
df = pd.read_excel(r'D:/Magistrinis/!gravity_1.xlsx', index_col=0)

df2018 = df.drop(columns=[2009, 'Unnamed: 6', 'Unnamed: 7',
    'Unnamed: 8', 2010, 'Unnamed: 10', 'Unnamed: 11',
    'Unnamed: 12', 2011, 'Unnamed: 14', 'Unnamed: 15',
    'Unnamed: 16', 2012, 'Unnamed: 18', 'Unnamed: 19',
    'Unnamed: 20', 2013, 'Unnamed: 22', 'Unnamed: 23',
    'Unnamed: 24', 2014, 'Unnamed: 26', 'Unnamed: 27',
    'Unnamed: 28', 2015, 'Unnamed: 30', 'Unnamed: 31',
    'Unnamed: 32', 2016, 'Unnamed: 34', 'Unnamed: 35',
    'Unnamed: 36', 2017, 'Unnamed: 38', 'Unnamed: 39',
    'Unnamed: 40'])

df2018

df2018.columns = ['Export', 'BVP', 'Population', 'Distance']

#keiciame type is object i float
df2018 = df2018.apply(lambda col:pd.to_numeric(col, errors='coerce'))
df2018.dtypes

gdp = pd.read_csv(r'D:/Magistrinis/gdp.csv', ';', error_bad_lines=False,
encoding='latin1', converters={'Big_Num':int})

gdp2 = gdp[['Country Name', '2018']].copy()
gdp2

gdp2.set_index("Country Name")
gdp2[['2018']] = gdp2[['2018']].apply(pd.to_numeric)

```

```

gdp2.dtypes
df2018.columns

gdp2.columns
mergedDf_2018 = df2018.merge(gdp2, left_index=True, right_on='Country Name')
mergedDf_2018 = mergedDf_2018.set_index('Country Name')
mergedDf_2018
del mergedDf_2018['BVP']

mergedDf_2018.rename(columns={'2018':'GDP'}, inplace=True)
mergedDf_2018

pop = pd.read_csv(r'D:/Magistrinis/Population.csv', ';', header=0,
encoding='latin1')
pop.columns
pop2018 = pop[['Country Name', '2018']].copy()
pop2018

pop2018.set_index("Country Name")

pop2018.dtypes
mergedDf_2018.columns
pop2018.columns
del mergedDf_2018['Population']

mergedDf2018 = mergedDf_2018.merge(pop2018, left_index=True, right_on='Country
Name')
mergedDf2018 = mergedDf2018.set_index('Country Name')
mergedDf2018

mergedDf2018.rename(columns={'2018':'Population'}, inplace=True)
mergedDf2018
mergedDf2018 = mergedDf2018.apply(lambda col:pd.to_numeric(col,
errors='coerce'))
mergedDf2018.dtypes

mergedDf2018.fillna(0)

mergedDf2018.to_csv(r'./gravity_2018.csv', sep=';', encoding='utf-8',
header='true')

```

8 priedas. Neuroninių tinklų realizavimas

```

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from numpy import loadtxt
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from numpy import array
from keras.wrappers.scikit_learn import KerasRegressor
from sklearn.model_selection import cross_val_score
from sklearn.model_selection import KFold
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.pipeline import Pipeline

# Importing the dataset
dataset = pd.read_csv('C:/Users/Vartotojas/gravity_2019.csv', delimiter=';')
dataset = dataset.fillna(0)
dataset
dataset = dataset.rename(columns={"Country Name": "Šalis", "Distance":
"Atstumumas", "Distance": "Atstumumas", "GDP":"BVP",
"Population":"Gyventojų skaičius"})
dataset = dataset[dataset.Šalis != "World" ]

```

```

dataset = dataset[dataset.Export != 0]

dataset.describe()
dataset["Šalis"]
dataset.info()
dataset.hist(figsize = (12,10))
plt.show()

import seaborn as sb
Corr_mat = dataset.corr()
fig = plt.figure(figsize = (5,5))

sb.heatmap(Corr_mat, annot=True)
plt.show()

from pylab import rcParams
from scipy.stats.stats import kendalltau
get_ipython().run_line_magic('matplotlib', 'inline')
rcParams['figure.figsize'] = 5,5
sb.set_style('whitegrid')

corr = dataset.corr(method='kendall')
rcParams['figure.figsize'] = 5.7,4.27
sb.heatmap(corr,
            xticklabels=corr.columns.values,
            yticklabels=corr.columns.values,
            cmap="YlGnBu",
            annot=True)

get_ipython().run_line_magic('matplotlib', 'inline')
rcParams['figure.figsize'] = 5,5
sb.set_style('whitegrid')

corr = dataset.corr(method='spearman')
rcParams['figure.figsize'] = 5.7,4.27
sb.heatmap(corr,
            xticklabels=corr.columns.values,
            yticklabels=corr.columns.values,
            cmap="YlGnBu",
            annot=True)

#X = dataset.iloc[:, 2:5].values
#X = dataset.iloc[:, 2:4].values
X = dataset.iloc[:, 2:3].values
X = np.log(X)
X
from sklearn import preprocessing
min_max_scaler = preprocessing.MinMaxScaler()
X = min_max_scaler.fit_transform(X)

y = dataset.iloc[:, 1:2].values
y = np.log(y)
y = min_max_scaler.fit_transform(y)
y

#Kadangi duomenų rinkinys sudarytas iš turimų duomenų, duomenų paruošimo
žingsnio nėra
plt.scatter(y, X[:,0:1])
plt.scatter(y, X[:,1:2])
plt.scatter(y, X[:,2:3])

# Padalinam duomenų rinkinį į Training set and Test set
from sklearn.model_selection import train_test_split

```

```

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 0.2,
random_state = 0)
X_train.shape

#ANN model

NN_model = Sequential()

# The Input Layer :
NN_model.add(Dense(128, kernel_initializer='normal',input_dim = X.shape[1],
activation='relu'))

# The Hidden Layers :
NN_model.add(Dense(18, kernel_initializer='normal',activation='relu'))
NN_model.add(Dense(9, kernel_initializer='normal',activation='relu'))
NN_model.add(Dense(1, kernel_initializer='normal',activation='relu'))

# The Output Layer :
NN_model.add(Dense(1, kernel_initializer='normal',activation='linear'))

# Compile the network :
NN_model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam',
metrics=['accuracy'])
NN_model.summary()

from keras.callbacks import ModelCheckpoint
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
warnings.filterwarnings('ignore', category=DeprecationWarning)
from xgboost import XGBRegressor
checkpoint_name = 'Weights-{epoch:03d}--{val_loss:.5f}.hdf5'
checkpoint = ModelCheckpoint(checkpoint_name, monitor='val_loss', verbose = 1,
save_best_only = True, mode ='auto')
callbacks_list = [checkpoint]

history = NN_model.fit(X, y, epochs=200, batch_size=32, validation_split = 0.2,
callbacks=callbacks_list)

# Load weights file of the best model :
#We see that the validation loss of the best model
weights_file = 'Weights-071--0.17626.hdf5' # choose the best checkpoint
NN_model.load_weights(weights_file) # load it
NN_model.compile(loss='mean_absolute_error', optimizer='adam',
metrics=['mean_absolute_error'])

def make_submission(prediction, sub_name):
    my_submission = pd.DataFrame({'Export':prediction})
    my_submission.to_csv('{}{}.csv'.format(sub_name),index=False)
    print('A submission file has been made')

predictions = NN_model.predict(X)
make_submission(predictions[:,0], 'submission(NN).csv')

print(history.history.keys())

plt.plot(history.history['loss'])
plt.plot(history.history['val_loss'])
plt.title('model loss')
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')

```

```
plt.legend(['train', 'validation'], loc='upper left')
plt.show()

plt.plot(y, color = 'red', label = 'Realus')
plt.plot(NN_model.predict(X), color = 'blue', label = 'Prognozuojamas')
plt.title('Prognozuotos ir realios reikšmės')
plt.legend()
plt.show()
```