

UNIVERZA V LJUBLJANI
EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

VPLIV PODNEBNIH TVEGANJ NA STABILNOST BANK

Ljubljana, marec 2026

JAKOB DRAŠČEK

IZJAVA O AVTORSTVU

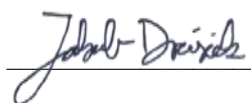
Podpisani Jakob Drašček, študent Univerze v Ljubljani Ekonomske fakultete, avtor predloženega dela z naslovom Vpliv podnebnih tveganj na stabilnost bank, pripravljenega v sodelovanju z mentorjem red. prof. dr. Matejem Marinčem

IZJAVLJAM

1. da sem predloženo delo pripravil samostojno;
2. da je tiskana oblika predloženega dela istovetna njegovi elektronski obliki;
3. da je besedilo predloženega dela jezikovno korektno in tehnično pripravljeno v skladu z Navodili za izdelavo pisnih del UL EF, kar pomeni, da sem poskrbel, da so dela in mnenja drugih avtorjev oziroma avtoric, ki jih uporabljam oziroma navajam v besedilu, citirana oziroma povzeta v skladu z Navodili za izdelavo pisnih del UL EF;
4. da se zavedam, da je plagiatstvo – predstavljanje tujih del (v pisni ali grafični obliki) kot mojih lastnih – kaznivo po Kazenskem zakoniku Republike Slovenije;
5. da se zavedam posledic, ki bi jih na osnovi predloženega dela dokazano plagiatstvo lahko predstavljalo za moj status na Univerze v Ljubljani Ekonomski fakulteti v skladu z relevantnim pravilnikom;
6. da sem pridobil vsa potrebna dovoljenja za uporabo podatkov in avtorskih del v predloženem delu in jih v njem jasno označil;
7. da sem pri pripravi predloženega dela ravnal v skladu z etičnimi načeli in, kjer je to potrebno, za raziskavo pridobil soglasje etične komisije;
8. da soglašam, da se elektronska oblika predloženega dela uporabi za preverjanje podobnosti vsebine z drugimi deli s programsko opremo za preverjanje podobnosti vsebine, ki je povezana s študijskim informacijskim sistemom članice;
9. da na Univerzo v Ljubljani neodplačno, neizključno, prostorsko in časovno neomejeno prenašam pravico shranitve predloženega dela v elektronski obliki, pravico reproduciranja ter pravico dajanja predloženega dela na voljo javnosti na svetovnem spletu preko Repozitorija Univerze v Ljubljani;
10. da hkrati z objavo predloženega dela dovoljujem objavo svojih osebnih podatkov, ki so navedeni v njem in v tej izjavi;
11. da sem preveril verodostojnost informacij, ki izhajajo iz zapisov na podlagi uporabe orodij umetne inteligence.

V Ljubljani, dne 23.3.2026

Podpis študenta:



POVZETEK

Magistrsko delo raziskuje vpliv podnebnih tveganj na stabilnost finančnega sistema, pri čemer je poudarek na prehodnih tveganjih. To so tveganja, ki izhajajo iz prehoda v nizkoogljično gospodarstvo in lahko negativno vplivajo na poslovne modele in vrednost sredstev. V raziskavi so uporabljeni podatki o poslovanju bank, makroekonomske spremenljivke ter kazalniki trajnostnega delovanja bank. S pomočjo analize se preveri, ali imajo podnebna tveganja vpliv na stabilnost bank ter ali je vpliv različen glede na to, kako trajnostno banke poslujejo. Analiza med drugim pokaže, da so v opazovanem obdobju banke, z večjimi emisijami toplogrednih plinov, bolj stabilne. Študija ugotavlja, da podnebna tveganja že vplivajo na finančno stabilnost.

KLJUČNE BESEDE: bančništvo, stabilnost, podnebna tveganja, banke, panelna regresija

CILJI TRAJNOSTNEGA RAZVOJA



ABSTRACT

This master's thesis explores the impact of climate risks on the stability of the financial system, with an emphasis on transition risks. These are risks arising from the transition to a low-carbon economy and may adversely affect business models and asset values. The study uses data on bank operations, macroeconomic variables, and indicators of sustainable bank performance. The analysis examines whether climate risks have an impact on bank stability and whether the impact varies depending on how sustainably banks operate. Among other things, the analysis shows that banks associated with higher greenhouse gas emissions, are more stable in the observed period. The study concludes that climate risks are already affecting financial stability.

KEY WORDS: banking, stability, climate risks, banks, panel regression

SUSTAINABLE DEVELOPMENT GOALS



KAZALO

1	UVOD	1
2	STABILNOST BANK.....	2
2.1	Dejavniki stabilnosti	3
2.1.1	Regulatorni dejavniki	3
2.1.2	Obrestne mere.....	4
2.1.3	Inflacija.....	6
2.1.4	Bruto domači proizvod	6
2.1.5	Globalizacija.....	7
2.1.6	Tehnološka tveganja	8
2.2	Vrednotenje stabilnosti finančnih institucij	9
2.2.1	Z-količnik	10
2.2.2	Mertonovi modeli	12
3	PODNEBNA TVEGANJA	14
3.1	Fizična tveganja	16
3.2	Prehodna tveganja	17
3.3	Ostala podnebna tveganja.....	18
3.3.1	Tveganja odgovornosti	18
3.3.2	Sistemska podnebna tveganja.....	19
3.3.3	Tveganja ugleda.....	21
3.4	Prenos podnebnih tveganj na banke prek kreditnega tveganja	22
3.4.1	Prenos fizičnih tveganj prek kreditnih portfeljev	22
3.4.2	Prehodna tveganja in sektorske kreditne ranljivosti	23
3.4.3	Geografski in sektorski učinki koncentracije	23
3.4.4	Prilagoditve modelov kreditnega tveganja za podnebne dejavnike	24
3.4.5	Empirični dokazi uresničevanja kreditnega tveganja	25
4	PODATKI	25
4.1	Makroekonomske spremenljivke	25
4.2	Spremenljivke poslovanja bank	26
4.3	Spremenljivke prehodnih tveganj	28
5	METODOLOGIJA EMPIRIČNE RAZISKAVE	30

5.1	Opredelitev raziskovalnih vprašanj	31
5.2	Opis metodologije	31
5.2.1	Modela fiksnih in naključnih učinkov	31
5.2.2	Arellano-Bond ocena	34
5.2.3	Driscoll-Kraay-ov model robustnih standardnih napak.....	36
5.2.4	Model fiksnih učinkov z zakasnelo odvisno spremenljivko.....	38
6	EMPIRIČNI REZULTATI ANALIZE.....	39
6.1	Panelna regresija.....	39
6.1.1	Rezultati regresije za toplogredne pline	39
6.1.2	Rezultati regresije za oceno razkrivanja okoljskih podatkov	43
6.2	Rezultati Mertonovih modelov	44
6.3	Rezultati in diskusija	48
7	SKLEP.....	50
	SEZNAM KLJUČNE LITERATURE	51
	LITERATURA IN VIRI	51
	PRILOGE.....	59

KAZALO TABEL

Tabela 1: Spremenljivke poslovanja bank.....	26
Tabela 2: Rezultat panelne regresije.....	40
Tabela 3: Preverjanje robustnosti	41
Tabela 4: Rezultati GMM analize	42
Tabela 5: Rezultati regresije po ravni ESG količnika	42
Tabela 6: Rezultati regresije glede na velikost banke	43
Tabela 7: Rezultat panelne regresije za oceno razkrivanja okoljskih podatkov.....	44
Tabela 8: Rezultat Mertonovega modela – razdalja do insolventnosti.....	46
Tabela 9: Rezultat Mertonovega modela – verjetnost insolventnosti.....	48

KAZALO SLIK

Slika 1: Porazdelitev Z-količnika	28
Slika 2: Razmerje Z-količnika ter GHG po velikosti banke.....	30
Slika 3: Korelacijska matrika parametrov iz Mertonovega modela	45
Slika 4: Razmerje verjetnosti neplačila in ogljične intenzitete.....	47

KAZALO PRILOG

Priloga 1: Opisna statistika spremenljivk poslovanja bank	1
---	---

SEZNAM KRATIC

angl. – angleško

BCBS – (angl. Basel Committee on Banking Supervision); Baselski odbor za bančni nadzor

BDP – Bruto domači proizvod

CAR – (angl. Capital Adequacy Ratio); razmerje med kapitalom in tveganju prilagojeno aktivo

CET 1 – (angl. Common Equity Tier 1); Osnovni lastniški temeljni kapital

DD – (angl. Default distance); razdalja do neplačila

ECB – Evropska centralna banka

ESG – (angl. environmental, social and governance); okoljsko, družbeno in upravljanje

EU – Evropska unija

FE – (angl. Fixed effects); fiksni učinki

GHG – (angl. Greenhouse gases); toplogredni plini

GLS – (angl. Generalized least squares); metoda posplošenih najmanjših kvadratov

GMM – (angl. Generalized method of moments); posplošena metoda trenutkov

LGD – (angl. Loss given default); izgube ob neizpolnitvi obveznosti

OLS – (angl. Ordinary Least Squares); metoda navadnih najmanjših kvadratov

PD – (angl. Probability of default); verjetnost neplačila

RE – (angl. Random effects); naključni učinki

ROA – (angl. Revenue over assets); razmerje prihodkov in sredstev

1 UVOD

Stabilen finančni sistem učinkovito razporeja vire, pravilno ocenjuje in nadzoruje tveganja. Vzdržuje zaposlenost blizu dolgoročno vzdržne ravni ter blaži večja nihanja v cenah realnega in finančnega premoženja. Ko se pojavijo finančna neravnovesja, bodisi iz sistema samega, bodisi zaradi nepričakovanih dogodkov, jih stabilen sistem razprši in absorbira s samouravnavačimi mehanizmi. S tem prepreči, da bi motnje negativno vplivale na realno gospodarstvo ali druge finančne sisteme. Ta finančna stabilnost je bistvenega pomena za gospodarsko rast, saj poteka večina transakcij v realnem sektorju prav prek finančnega sistema (World Bank, 2016).

Podnebne spremembe predstavljajo enega največjih izzivov sodobne družbe in imajo vse večji vpliv na svetovno gospodarstvo in stabilnost finančnih sistemov. Naraščajoče globalne temperature, ekstremne vremenske razmere ter posledične gospodarske in socialne spremembe zahtevajo prilagoditve na skoraj vseh ravneh gospodarstva. Med sektorji, ki se soočajo z najbolj kompleksnimi izzivi, je tudi bančni sektor, saj podnebna tveganja lahko pomembno vplivajo na finančno stabilnost in odpornost bank. Vse več je raziskav in študij, ki se osredotočajo na analiziranje neposrednih vplivov podnebnih tveganj, kot so škode zaradi naravnih nesreč, ki neposredno prizadenejo premoženje in dolgoročno sposobnost odplačevanja dolgov. Vendar je manj pozornosti namenjeno posrednim tveganjem, ko se vplivi podnebnih sprememb ali podnebnih politik na banke in podjetja prenašajo prek strank, dobavnih verig, makroekonomskih razmer ali finančnih povezav, ne pa z neposredno fizično škodo. Tovrstna tveganja lahko prav tako resno ogrozijo stabilnost bančnega sistema (ECB, 2020).

Prehod od fosilnih goriv, ki ga spodbujajo zahteve podnebnih politik, tehnologija ali želje potrošnikov, ustvarja priložnosti za nekatere panoge. Vendar pa prehod pomeni veliko tveganje za številne druge panoge, ki so odvisne od fosilnih goriv, kar lahko povzroči izgubo dobička in vrednosti za podjetja in banke, ki jih financirajo. Carney in drugi (2019) so predlagali tri kategorije okoljskih tveganj: tveganja prehoda, fizična tveganja in tveganja odgovornosti. Prehodna tveganja so potencialni finančni in operativni vplivi na podjetja, ko se svetovno gospodarstvo preusmerja v bolj trajnostno prihodnost z manj emisijami ogljika. Ta tveganja izhajajo iz obsežnih sprememb v politiki, zakonodaji, tehnologiji, tržnih preferencah in ugledu, ki lahko vplivajo na vrednost sredstev in poslovne modele, zlasti v sektorjih z visokimi emisijami ogljika. Fizično oziroma neposredno tveganje je finančni vpliv spreminjajočega se podnebja na gospodarsko dejavnost in finančna sredstva, ki vključuje tako postopne spremembe vremenskih vzorcev in podnebno spremenljivost (imenovane »kronične«) kot tudi ekstremne vremenske dogodke (imenovane »akutne«). Tveganje odgovornosti je povezano s finančnimi zahtevki, ki bi se lahko pojavili čez desetletja, če bodo stranke, ki so utpele izgubo ali škodo zaradi učinkov podnebnih

sprememb, lahko zahtevale odškodnino od tistih, ki jih imajo za pravno odgovorne (Monasterolo, 2020).

V magistrskem delu se bom osredotočil na posredna podnebna tveganja, ki vplivajo na banke prek posredno povezanih dejavnikov. Posredna podnebna tveganja se na primer lahko kažejo v padcu vrednosti podjetij, ki poslujejo v ogljično intenzivnih panogah ali pa v porastu neplačil ter večjih odpisih slabih kreditov, ki so posledica prilagoditev na podnebne spremembe. Banke, ki imajo visoko izpostavljenost do takih sektorjev, so tako potencialno bolj ranljive, če jim ne uspe ustrezno prilagoditi svojih poslovnih modelov in ocen tveganja. Z analizo teh posrednih učinkov lahko bolje razumemo, kako občutljiv je bančni sistem na dolgoročne podnebne spremembe in kateri dejavniki najbolj prispevajo k sistemski ranljivosti.

Namen dela je tako preučiti, kako se podnebna tveganja prenašajo prek gospodarskih in finančnih povezav na banke. Raziskava bo poizkušala prispevati k razumevanju obstoječih praks obvladovanja teh tveganj v bančnem sektorju, ki vključujejo prilagoditve kreditne politike, prilagoditve vrednotenja premoženja ter spremljanje tveganj na ravni portfeljev. Obenem bom v raziskavi preučil tudi regulatorne okvirje in politike, s katerimi želijo centralne banke in nadzorni organi zmanjšati ranljivost bančnega sektorja na podnebne spremembe.

Bančni sektor ima ključno vlogo pri prehodu v nizkoogljično gospodarstvo, saj lahko s svojo kreditno politiko in naložbenimi strategijami vpliva na finančne tokove ter spodbudi trajnostne gospodarske dejavnosti. Vendar pa je za zagotavljanje stabilnosti tega sektorja nujno, da se banke zavedajo vseh vrst podnebnih tveganj, vključno s posrednimi tveganji, ki niso takoj očitna, a lahko čez čas vplivajo na stabilnost njihovih poslovnih modelov in kapitalsko ustreznost. Cilj dela je ugotoviti, ali trenutne strategije in pristopi, ki naj bi bankam omogočili boljše obvladovanje posrednih podnebnih tveganj, izboljšujejo stabilnost in posledično odpornost bančnega sistema.

Magistrsko delo se nadaljuje z naslednjimi poglavji: v drugem poglavju je opisano, kaj so dejavniki stabilnosti bank ter kako se ovrednoti stabilnost finančnih institucij. Tretje poglavje obravnava podnebna tveganja in njihove mehanizme prenosa na bančni sektor. V četrtem poglavju so predstavljeni podatki, uporabljeni v analizi, v petem pa metodologija empirične raziskave. Šesto poglavje vsebuje empirične rezultate analize, zadnje pa podaja končne ugotovitve in razpravo.

2 STABILNOST BANK

Stabilnost bančnih institucij predstavlja temelj gospodarske blaginje in odpornosti finančnega sistema. Stabilnost bank je lahko opisana kot sposobnost finančnih institucij, da prenesejo neugodne pretese, hkrati pa ohranijo svoje posredniške funkcije in izpolnjujejo obveznosti do vlagateljev ter upnikov brez zunanjega posredovanja (Berger in Bouwman,

2013). Stabilnost presega osredotočenost na posamezne banke in daje poudarek na sistemsko stabilnost, kjer propad ene institucije ne sproži kaskadnih učinkov v celotnem finančnem omrežju.

Stabilnost bank določa več temeljnih dejavnikov. Kapitalska ustreznost služi kot primarni blažilec pred nepričakovanimi izgubami. Regulativni okviri, kot je Basel III, določajo minimalne kapitalske zahteve, s katerimi se zagotavlja, da banke ohranjajo zadostno sposobnost absorpcije izgub (BCBS, 2011). Kakovost sredstev, ki se odraža v deležu slabih posojil in rezervacij za izgube pri posojilih, neposredno vpliva na finančno zdravje bank in njihovo sposobnost ustvarjanja trajnostnih donosov. Upravljanje likvidnosti je prav tako pomembno, saj morajo banke uravnovežiti spreminjanje zapadlosti, ki nastane pri izposojanju kratkoročnih depozitov za financiranje dolgoročnih posojil.

Dobičkonosnost in učinkovitost bančnega poslovanja prav tako pomembno prispevata k stabilnosti. Banke, ki ustvarjajo dosledne dobičke, lahko organsko okrepijo svoj kapitalski položaj z zadržanim dobičkom in tako zmanjšajo odvisnost od zunanjih kapitalskih prilivov v stresnih obdobjih. Kakovost upravljanja, ki zajema okvire za upravljanje tveganj, strateško odločanje in operativne kompetence, oblikuje odpornost banke na notranje poslovne in makroekonomske izzive (Demirguc-Kunt in Detragiache, 2011). Zaradi medsebojne povezanosti svetovnih finančnih trgov se lahko šoki hitro prenašajo čez meje prek različnih kanalov, vključno s trgi medbančnih posojil, izpostavljenostjo skupnim sredstvom in učinki zaupanja. Svetovna finančna kriza leta 2008 je dramatično ponazorila, kako lahko propad večjih institucij ogrozi celotne finančne sisteme, kar je spodbudilo znatne regulativne reforme, namenjene obravnavanju sistemskega tveganja in izboljšanju okvirov za reševanje težavnih institucij.

2.1 Dejavniki stabilnosti

2.1.1 Regulatorni dejavniki

Zahteve glede regulativnega kapitala bistveno oblikujejo stabilnost bank s svojim vplivom na prevzemanje tveganj in sposobnost absorpcije izgub. Izboljšani kapitalski pogoji znotraj okvira Basel III, vključno z zahtevo po kapitalski ustreznosti nivoja Osnovni lastniški temeljni kapital 1 (angl. Common Equity Tier 1 – CET 1) v višini 4,5 % in dodatnimi blažilniki, ustvarjajo več plasti zaščite pred nepričakovanimi izgubami. Vendar pa kompleksnost teh zahtev lahko ustvarja nenamerne posledice, ki lahko paradoksalno poslabšajo stabilnost. Na primer banke se lahko namesto s prestrukturiranjem sredstev ukvarjajo z arbitražo regulativnega kapitala, da bi zmanjšale uteži tveganja, ne da bi bistveno zmanjšale dejansko izpostavljenost tveganju. To ustvarja razlike med regulativnimi pogoji in dejanskimi ekonomskimi tveganji (Behn in drugi, 2022).

Nadzorni organi imajo možnost povečati stabilnost bank, saj regulatorji lahko preprečujejo in odpravljajo težave bank (Anginer in Demirguc-Kunt, 2014). Ugoden učinek nadzorne moči na stabilnost bank predpostavlja »pogled na javni interes« nadzora (Barth in drugi, 2008). Ta pogled predpostavlja, da nadzorni uradniki delujejo v interesu javnosti in spodbujajo stabilnost bank. V podporo temu pogledu nekatere empirične študije kažejo, da nadzorna moč koristi stabilnosti bank zaradi boljše kakovosti posojil in manjšega moralnega tveganja (Shehzad in Haan, 2015). Vendar bi lahko močan nadzornik svojo moč izkoristil in vplival na dodeljevanje bančnih posojil, da bi dosegel zasebne koristi. To bi lahko povzročilo slabšo kakovost posojil in s tem zmanjšanje stabilnosti bank. Potencialni negativni učinek nadzorne moči na stabilnost bank predpostavlja »pogled zasebnega interesa« na nadzor. Ta pogled predvideva, da je cilj nadzornikov maksimirati lastno blaginjo (Beltratti in Stulz, 2012).

Ureditev, ki krepí zasebno spremljanje bank s strani vlagateljev, imetnikov dolga in lastniškega kapitala, bi lahko z izboljšanjem tržne discipline ter zmanjšanjem spodbud za prevzemanje tveganja in moralnega tveganja koristila stabilnosti bank (Anginer in Demirguc-Kunt, 2014). Po drugi strani pa bi lahko višje zahteve po razkritju, ki jih nalaga zasebno spremljanje, zmanjšale spodbudo bančnih upnikov, da v primeru negativnega signala prenesejo svoja sredstva na drugo banko (Bouvard in drugi, 2015). Banke bi to lahko poskušale nadomestiti s povečanjem svojega tveganja. Omejitve dejavnosti bi lahko izboljšale stabilnost bank z omejevanjem vključevanja bank v dejavnosti, ki ne prinašajo obrestnih prihodkov. Takšne dejavnosti so še posebej tvegane, saj se pri njih kaže velika volatiliteta dobička, zato bi lahko zmanjševale stabilnost bank (Demirguc-Kunt in Huizinga, 2010). Nasprotno pa bi lahko omejitve dejavnosti zmanjšale stabilnost banke, saj bi omejile koristi diverzifikacije. Razvoj okvirov za reševanje bank po globalni finančni krizi si prizadeva odpraviti pomoč za banke, ki so prevelike, da bi propadle, hkrati pa ohraniti finančno stabilnost. Vendar pa verodostojnost teh okvirov ostaja nepreizkušena za resnično sistemske institucije, kar ustvarja moralno tveganje, saj trgi še naprej vključujejo implicitne državne garancije v stroške financiranja bank (Anginer in Demirguc-Kunt, 2014). Kompleksnost organizacijskih struktur velikih bank s tisoči pravnih subjektov, ki jih nadzorujejo različni nadzorni organi, otežuje urejeno reševanje tudi s podrobnim vnaprejšnjim načrtovanjem. Organi za reševanje se soočajo s težavami s časovno doslednostjo, kjer predhodne zaveze k prenosom izgub na upnike postanejo politično nevzdržne po tem, ko se zdi finančna stabilnost ogrožena (Demirguc-Kunt in Huizinga, 2010).

2.1.2 Obrestne mere

Učinek obrestnih mer na poslovanje bank je preučeval Samuelson (1945). Pokazalo se je, da se pod splošnimi pogoji bančni dobički povečujejo z naraščanjem obrestnih mer. *»Dvig obrestnih mer bančnemu sistemu kot celoti prej pomaga, kot ga ovira ... in komercialne banke bi imele večji dobiček kot hranilnice«* (Samuelson, 1945, str. 25). Medtem ko na

agregatni ravni povečanje obrestnih mer zmanjša proizvodnjo in zaposlenost, to ni nujno v vsakem sektorju.

Obrestna mera vpliva na dobičkonosnost bank prek njihovega vpliva na neto obrestne marže, ki so glavni vir prihodkov tradicionalnih bančnih institucij. Ko centralne banke vzdržujejo daljša obdobja nizkih ali negativnih obrestnih mer, se banke soočajo z močnim pritiskom na marže, saj ničelna spodnja meja omejuje znižanje obrestnih mer za depozite, medtem ko se donosi posojil zmanjšujejo. Ta pojav še posebej prizadene banke z visokim deležem vpoglednih vlog in varčevalnih računov, saj regulativni in konkurenčni pritiski preprečujejo prenos negativnih obrestnih mer na fizične stranke. Evropske in japonske banke so se v daljših obdobjih negativnih obrestnih mer soočale s trajnimi izzivi dobičkonosnosti. Pri tem je donosnost kapitala padla pod prag stroškov kapitala, kar je poslabšalo dolgoročno sposobnost preživetja (Brunnermeier in Koby, 2023).

Banke z velikimi portfelji vrednostnih papirjev takoj občutijo kapitalske izgube, ko se obrestne mere zvišajo, saj vrednosti obveznic padajo obratno sorazmerno z obrestnimi merami. Časovna neusklajenost med ponovnim določanjem cen sredstev in obveznosti ustvarja obrestno tveganje, saj če obresti na depozite rastejo hitreje kot obresti posojil, se banke soočajo z nižjimi maržami. Kratkoročno nižje realne obrestne mere pomenijo višje cene sredstev in s tem višjo neto vrednost za finančne institucije. Dolgoročno pa nižje realne obrestne mere vodijo posrednike k preusmerjanju svojih portfeljev k tveganim sredstvom, zaradi česar so sčasoma bolj ranljivi (Akinci in drugi, 2023). Majhne banke so običajno bolj ranljive za spremembe obrestnih mer kot velike banke, saj študije kažejo, da je bodisi odstotno zvišanje obrestnih mer bodisi odstotno zmanjšanje rasti depozitov povezano z večjim zmanjšanjem stopenj rasti posojil pri majhnih bankah kot pri velikih bankah. Banke z višjimi donosi sredstev so to dosegle predvsem z uravnoteženjem svojih naložb, medtem ko imajo banke z nižjimi stroški financiranja v povprečju stabilnejše in cenejše depozitne baze (Dzholos, 2025).

Nekonvencionalne denarne politike centralnih bank, vključno z negativnimi obrestnimi merami in nadzorom krivulje donosnosti, ustvarjajo nenamerne posledice za stabilnost bančnega sektorja. Miranda-Agrippino in Rey (2020) poudarjata, da daljša obdobja sproščene monetarne politike spodbujajo iskanje donosa, kar napihuje prevrednotenje sredstev in spodbuja prekomerno zadolževanje. Končna normalizacija denarne politike nato sproži sočasno prevrednotenje več razredov sredstev, kar ustvarja povezane izgube, ki izčrpajo kapitalske rezerve bank. Napovedi, namenjene zmanjšanju negotovosti, lahko paradoksalno povečajo sistemsko tveganje s spodbujanjem črednega vedenja, saj se banke podobno pozicionirajo glede signaliziranih obrestnih mer. Globalna narava prelivanja denarne politike pomeni, da se tudi banke, osredotočene na domači trg, soočajo s tveganji za stabilnost zaradi ukrepov tujih centralnih bank prek gibanja deviznih tečajev, kapitalskih tokov in izpostavljenosti čezmejnemu posojanju.

2.1.3 Inflacija

Inflacija zmanjšuje realno vrednost denarja in tako prerazporedi denar od varčevalcev k dolžnikom. To zvišuje oportunitetne stroške denarnih depozitov in zmanjšuje motivacijo za varčevanje, kar posredno zmanjšuje obseg depozitov in kreditnega poslovanja bank ter vpliva na njihovo donosnost (Umar in drugi, 2014). Obseg prihrankov, ki so na voljo bankam, se zmanjša, saj varčevalci raje vlagajo v nedenarne kapitalske projekte, da bi se izognili izgubam, pričakovanim zaradi zmanjševanja kupne moči denarja. Inflacija bistveno spreminja vedenje vlagateljev, kar predstavlja izziv za upravljanje likvidnosti in stabilnost financiranja bank. Ker se lahko realni donosi na depozite v obdobjih visoke inflacije spremenijo v negativne, vlagatelji vse bolj iščejo alternativne oblike shranjevanja vrednosti, kar sproži odliv depozitov, zaradi česar so banke prisiljene dostopati do dražjih trgov grosističnega financiranja. Stranke bolj aktivno optimizirajo upravljanje denarnih sredstev, kar zmanjša stabilnost osnovnega financiranja depozitov, na katero se banke zanašajo pri načrtovanju likvidnosti. Digitalne bančne platforme okrepijo to dinamiko, saj zmanjšujejo trenja pri prenosih sredstev in omogočajo hitre migracije depozitov, ki lahko povzročijo likvidnostne krize (Diamond in Dybvig, 2000).

Inflacija ustvarja okolje negotovosti, ki močno otežuje dolgoročno poslovno in finančno načrtovanje bank. Težave pri napovedovanju prihodnjih stroškov in prihodkov vodijo v previdnost pri načrtovanju proračuna, kar pogosto zavira ali odlašča načrtovane investicije. Ta negotovost se prenaša tudi na kreditno politiko. V odziv na inflacijo banke pogosto dvignejo obrestne mere za nova posojila, da bi se zaščitile pred tveganjem. Višje obrestne mere pa odvračajo potencialne dolžnike, kar zmanjšuje obseg kreditiranja in s tem enega ključnih virov prihodkov bank. Vzporedno lahko inflacija sproži odliv vlog, saj vlagatelji iščejo varnejše ali bolj donosne naložbe. Zmanjšanje depozitne osnove pritiska na likvidnost bank in dodatno zmanjša njihovo sposobnost za dajanje posojil, kar vpliva na celoten poslovni model. Poleg tega inflacija negativno vpliva na tržno vrednost lastniškega kapitala bank. Realna vrednost delnic se zvišanjem inflacijskih pričakovanj običajno zmanjšuje, kar zmanjša kapitalsko osnovo bank. To lahko zmanjša njihovo sposobnost za absorbiranje izgub in dolgoročno ogrozi finančno stabilnost ter možnosti za rast (Boyd in drugi, 1996).

2.1.4 Bruto domači proizvod

Spremembe bruto domačega proizvoda (v nadaljevanju BDP) pomembno vplivajo na stabilnost bank prek različnih medsebojno povezanih mehanizmov. V obdobjih gospodarske rasti naraščajoči BDP običajno povzroči večje povpraševanje po posojilih, višje dohodke posojilojemalcev in boljšo zmožnost odplačevanja posojil, kar zmanjšuje obseg slabih posojil. To povečuje donosnost bank in krepí njihove kapitalske rezerve, ki so ključnega pomena za absorpcijo gospodarskih šokov. Nasprotno pa je padec BDP pogosto povezan z večjo brezposelnostjo in manjšimi prihodki podjetij, kar poslabša sposobnost posojilojemalcev za odplačevanje posojil in poveča verjetnost neplačil. Takšni pogoji

povečujejo kreditna tveganja in slabšajo kakovost sredstev bank (Bräuning in Sheremirov, 2023).

Poleg tega nihanja BDP vplivajo na širše finančno okolje, v katerem banke poslujejo. Na primer, med gospodarskim nazadovanjem lahko zaostreni kreditni pogoji in zmanjšano zaupanje vlagateljev povzročijo likvidnostne težave za banke, saj se prilivi vlog lahko zmanjšajo. To lahko obremeni manjše ali premalo kapitalizirane banke in poveča sistemska tveganja. Po drugi strani trajnostna gospodarska rast spodbuja boljše fiskalno zdravje in stabilnost, kar vladam omogoča izvajanje podpornih denarnih in fiskalnih politik, ki posredno koristijo bančnemu sektorju (Gertler in drugi, 2020).

Povezava med spremembami BDP in stabilnostjo bank je izrazitejša v gospodarstvih z visokim finančnim vzvodom podjetij ali gospodinjestev. V takšnih razmerah imajo gospodarska krčenja praviloma večji učinek, saj se podjetja in gospodinjstva trudijo odplačevati dolgove. Empirične študije kažejo, da so bančni sistemi z močno kapitalizacijo in različnimi viri financiranja, kot so trgi obveznic, bolje opremljeni za prenašanje negativnih učinkov krčenja BDP, kar poudarja pomen strukturne odpornosti pri zmanjševanju tveganj. Poleg tega je medsebojni vpliv med rastjo BDP in stabilnostjo bank pogosto odvisen od dejavnikov upravljanja in regulativnih dejavnikov. Države z močnimi regulativnimi okviri in učinkovitim upravljanjem imajo običajno stabilnejše bančno okolje v času gospodarskih nihanj. To kaže na potrebo po prilagojenih regulativnih pristopih za krepitev bančne stabilnosti v različnih gospodarskih razmerah in kontekstih (Bräuning in Sheremirov, 2023).

2.1.5 Globalizacija

Globalizacija je spodbudila gospodarsko rast, tehnološko izmenjavo in čezmejno finančno povezovanje, hkrati pa je uvedla tudi nove poti, po katerih se lahko širi finančna nestabilnost. Eden od ključnih mehanizmov, s katerimi globalizacija vpliva na finančne sisteme, je večja medsebojna povezanost. Ker banke in vlagatelji poslujejo bolj globalno, so finančni trgi postali bolj soodvisni, kar povečuje tveganje okužbe v obdobjih stresa (Kose in drugi, 2009). Šok v eni regiji, kar je lahko bančna kriza, zlom valute ali geopolitična motnja, se lahko prek kapitalskih tokov, trgovinskih povezav ali razpoloženja vlagateljev hitro prenese na druge.

Svetovna finančna kriza iz leta 2008 je pokazala, kako lahko finančna globalizacija okrepi nestabilnost. Zaradi obsežnega lastninjenja ameriških sredstev, zavarovanih s hipotekami, ki so jih imele finančne institucije po vsem svetu, se je lokalna recesija na stanovanjskem trgu spremenila v globalno bančno krizo (Acharya in Richardson, 2009). V takšnih okoliščinah lahko razpršitev tveganj, ki se običajno obravnava kot prednost globalizacije, paradoksalno privede do koncentracije tveganj, kadar je veliko akterjev izpostavljenih podobnim sredstvom ali nasprotnim strankam. Poleg tega lahko globalizacija zmanjša učinkovitost finančne regulacije in denarne politike na nacionalni ravni. Ker kapital postaja vse bolj mobilni, lahko domači regulatorji težje spremljajo čezmejne izpostavljenosti, države pa se

lahko vključijo v regulativno konkurenco, kar slabi standarde nadzora. Poleg tega lahko globalni vlagatelji izvajajo pritisk na domače finančne sisteme, tako da v času konjunktуре vlagajo kapital na rastoče trge, v času recesije pa ga hitro umaknejo, kar je znano kot pojav, ki se imenuje nenadna ustavitev (angl. sudden stop) (Reinhart in Rogoff, 2009).

Globalizacija povečuje kompleksnost finančnih produktov, institucij in regulativnih okvirov, kar povečuje sistemsko tveganje. Globalne banke zdaj poslujejo v več jurisdikcijah, od katerih ima vsaka svoje regulativne standarde, pravne sisteme in nadzorne mehanizme. Ta razdrobljeni nadzor lahko povzroči slepe pege pri odkrivanju tveganj in odgovornosti. Poleg tega je zaradi širjenja kompleksnih finančnih instrumentov, kot so izvedeni finančni instrumenti, strukturirani produkti in trgovana sredstva, vlagateljem, regulatorjem in celo samim finančnim institucijam težje v celoti oceniti izpostavljenosti in medsebojne povezave (Acharya in Richardson, 2009). Medsebojne povezave med tradicionalnimi bankami, nebančnimi finančnimi institucijami in bančnimi subjekti v senci so še dodatno zabrisale meje odgovornosti in lastništva tveganj. Ta dinamika pomeni, da se lahko finančni stres širi po nepričakovanih kanalih in da lahko težave v navidezno nepovezanih sektorjih sprožijo širšo nestabilnost. Na primer, motnje v cenah blaga ali nenadno prevrednotenje državnega dolga lahko povzročijo izgube v portfeljih z visokim finančnim vzvodom, kar povzroči valovanje po globalnih finančnih omrežjih.

Kot poudarja Zucman (2015), k težavam pri sledenju kapitalskih tokov in razumevanju sistemske izpostavljenosti prispeva tudi vse večja uporaba finančnih centrov v tujini in nepreglednih struktur podjetij. Tako zaradi kompleksnosti, ki jo omogoča globalizacija, finančni sistem ni le bolj povezan, ampak tudi bolj krhek, kar zahteva okrepljeno mednarodno sodelovanje in preglednost za preprečevanje in obvladovanje prihodnjih kriz.

2.1.6 Tehnološka tveganja

Ugotovitve raziskave Mahdi in drugi (2024) razkrivajo, da finančna tehnologija (angl. fintech) umirja učinek družbene odgovornosti podjetij na finančno stabilnost bank na srednji in najvišji ravni finančne stabilnosti. To nakazuje, da se lahko učinek družbene odgovornosti podjetij na finančno stabilnost okrepi pri bankah, ki so bolj vključene v finančnotehnološke rešitve. Z združevanjem finančnotehnoloških in trajnostnih praks banke dosežejo sinergijski učinek, ki krepi njihovo finančno stabilnost. Finančna tehnologija lahko omogoči večjo preglednost in odgovornost pri poročanju o trajnostnem razvoju, kar povečuje verodostojnost družbeno odgovornih prizadevanj in povečuje zaupanje vlagateljev. Poleg tega sprejetje družbeno odgovornih praks in uporaba novih tehnologij bankam pomaga pri zagotavljanju preglednih in etičnih finančnih storitev, kar povečuje privlačnost bank in vodi k večji finančni stabilnosti. Poleg tega rezultati kažejo, da finančna tehnologija pozitivno umirja vpliv finančne stabilnosti bank na družbeno odgovornost podjetij v vseh kvantilih. Ta ugotovitev poudarja pomen vključevanja finančne tehnologije v poslovanje bank, saj spreminja negativni vpliv finančne stabilnosti na družbeno odgovornost podjetij tako, da

postane pozitiven ne glede na raven bančne stabilnosti. Finančnotehnološke rešitve namreč pomagajo bankam, da s preglednim poročanjem, nizkimi stroški in optimalno razporeditvijo virov postanejo bolj družbeno odgovorne.

Avtomatizirani sistemi odločanja uvajajo nova tveganja za stabilnost bank zaradi pristranskosti algoritmov, napak modelov in nepričakovanih povratnih zank (t. i. mehanizem, ki sistemu pomaga pri samoregulaciji in prilagajanju z uporabo povratnih informacij). Modeli strojnega učenja, ki se uporabljajo za kreditne odločitve, oceno tveganja in trgovanje, lahko povzročajo sistematične napake, ki se neopaženo nakopičijo, dokler ne povzročijo znatnih izgub. Zaradi nepreglednosti zapletenih algoritmov je za upravljavce tveganj in regulatorje težko razumeti in napovedati vedenje sistema, zlasti v nestabilnih tržnih razmerah, ko korelacije in vzorci odstopajo od podatkov za usposabljanje (Eisenbach in drugi, 2023). Algoritmi za visokofrekvenčno trgovanje in avtomatizirani sistemi za upravljanje tveganj lahko povečajo nestabilnost trga prek mehanizmov pozitivne povratne informacije. Ko več institucij uporablja podobne algoritemske strategije, lahko sinhronizirane reakcije na tržne signale sprožijo hitre padce ali likvidnostne krize. Hitrost odločanja algoritmov presega zmožnosti človeškega posredovanja, kar pomeni, da se napake širijo po finančnih sistemih, preden se lahko sproži ročno posredovanje. Ti tehnološki učinki povečanja spremenijo manjše motnje na trgu v potencialne grožnje stabilnosti.

Vse večja odvisnost bank od zunanjih ponudnikov tehnologije ustvarja tveganja koncentracije, ki ogrožajo sistemsko stabilnost. Ponudniki storitev v oblaku, plačilni procesorji in prodajalci programske opreme hkrati opravljajo storitve za več finančnih institucij, kar pomeni, da lahko njihove napake povzročijo obsežne motnje v celotnem bančnem sektorju. Oligopolna struktura trgov računalništva v oblaku pomeni, da peščica ponudnikov gosti kritično pomembno infrastrukturo za številne banke, kar ustvarja potencialne nevarnosti, ki jih regulatorji težko obravnavajo v okviru tradicionalnih nadzornih okvirov (Financial Stability Board, 2019). Fenomen vezanosti na ponudnika še povečuje ta tveganja, saj bankam v praksi onemogoča hitro selitev kritičnih sistemov h konkurenci v primeru napak ponudnika. Zaradi kompleksnosti sodobnih bančnih tehnoloških rešitev z večplastnimi medsebojnimi odvisnostmi je za zamenjavo ponudnika potrebno obsežno načrtovanje, testiranje in izvedba, kar presega časovne okvire za odzivanje na krize. Ta tehnološka zapletenost zmanjšuje operativno odpornost bank in omejuje njihovo sposobnost dinamičnega odzivanja na nastajajoče grožnje ali napake ponudnika.

2.2 Vrednotenje stabilnosti finančnih institucij

Za merjenje sistemske stabilnosti številne študije poskušajo združiti merila stabilnosti na ravni podjetja (Z-količnik in oddaljenost od neplačila) v oceno stabilnosti celotnega sistema, in sicer s povprečenjem ali tehtanjem vsakega merila glede na relativno velikost institucije. Pomanjkljivost teh agregatnih meril je, da ne upoštevajo medsebojne povezanosti finančnih institucij, kar pomeni, da je lahko propad ene institucije nalezljiv (Boyd in Runkle, 1993).

Kot merilo sistemskega tveganja za velike finančne institucije je bila predlagana verjetnost prvega neplačila (angl. Probability of default, v nadaljevanju PD) ali verjetnost, da bo prišlo do enega neplačila med več institucijami. Uporablja tveganju nevtralne PD iz razponov zamenjav kreditnega tveganja. Ta verjetnost za razliko od mere razdalje do neplačila priznava, da so neplačila med več institucijami lahko povezana. Vendar študije, ki se osredotočajo na PD, običajno spregledajo dejstvo, da propad velike institucije povzroči večje valovanje kot propad majhne.

Za finančne trge je najpogostejše uporabljena nadomestna spremenljivka za stabilnost tržna volatilitnost. Drug približek je poševnost donosov delnic, saj trg z bolj negativno poševno porazdelitvijo donosov delnic verjetno prinaša velike negativne donose in je verjetno nagnjen k manjši stabilnosti. Druga spremenljivka je ranljivost za manipulacije z dobički, ki izhajajo iz nekaterih značilnosti informacij, navedenih v računovodskih izkazih podjetij, ki lahko kažejo na manipulacije. Opredeljena je kot odstotek podjetij, ki kotirajo na borzi in so dovzetna za takšno manipulacijo. V Združenih državah Amerike, Franciji in večini drugih gospodarstev z visokimi dohodki ima manj kot 10 % podjetij težave v zvezi z manipulacijo z dobički. V Zimbabveju pa se lahko v nasprotju s tem skoraj vsa podjetja soočijo z manipulacijo s svojimi računovodskimi izkazi. V Turčiji je ta vrednost skoraj 40 %. Drugi spremenljivki, ki približno ponazarjata nestanovitnost na borzi, sta razmerje med ceno in dobičkom ter trajanje, ki je izpopolnjena različica razmerja med ceno in dobičkom, ki upošteva dejavnike, kot so dolgoročna rast in obrestne mere (World Bank, 2016).

2.2.1 Z-količnik

Z-količnik se pogosto uporablja kot kazalnik oddaljenosti banke od neplačila tako v akademskih raziskavah kot v praksi. Izračuna se kot vsota donosnosti sredstev banke in razmerja med lastniškim kapitalom in sredstvi, deljena s standardnim odklonom donosnosti sredstev. Gre za oceno števila standardnih odklonov pod srednjo vrednostjo, za katero bi se moral dobiček banke zmanjšati, da bi bil lastniški kapital banke negativen. Višje vrednosti Z-količnika tako kažejo na majhno verjetnost insolventnosti in večjo stabilnost banke. Privlačnost Z-količnika temelji na dejstvu, da ne zahteva močnih predpostavk o porazdelitvi donosov sredstev, kar predstavlja posebno zanimivo prednost z vidika praktika. Priljubljenost izvira tudi iz njene relativne enostavnosti in možnosti, da jo izračunamo izključno z uporabo računovodskih informacij. V nasprotju s tržnimi merami tveganja, ki jih je mogoče izračunati samo za finančne institucije, ki kotirajo na borzi, in ki lahko povzročijo težave pri ocenjevanju zaradi velikosti razpoložljivih vzorcev, je Z-količnik uporaben pri obravnavi velikega števila subjektov, ki ne kotirajo na borzi (Hannan in Hanweck, 1988).

Kljub prednostim, ki so pripisane Z-količniku, pa metoda ni brez pomanjkljivosti. Prvič, njegova zanesljivost je odvisna od kakovosti osnovnega računovodskega in revizijskega okvira. To je v meddržavnih študijah bolj izrazito zaradi stopnje institucionalnega razvoja posamezne države. Drugič, ker lahko banke sčasoma izravnavajo računovodske podatke, lahko

Z-količnik ponudi pretirano pozitivno oceno tveganja plačilne nesposobnosti banke. Tretjič, po definiciji je Z-količnik zelo občutljiv na standardni odklon razmerja prihodkov in sredstev (angl. Revenue over assets, v nadaljevanju ROA). Poleg tega zaradi težnje po prevladi razmerja med lastniškim kapitalom in sredstvi pri izračunu Z-količnika banke razlike v Z-količniku morda ne bodo linearno ustrezale razlikam v tveganju bank, saj je sprememba ROA le manjši del izračuna v števcu. Poleg tega, kot predlagata Huizinga in Laeven (2012), so banke med hipotekarno krizo v ZDA običajno precenjevale vrednost problematičnih sredstev in regulatornega kapitala, zato je lahko izračun Z-količnika na podlagi računov, ki so jih poročali bančniki, pristranski navzgor v smeri varnejšega razmerja. Zato kljub priljubljenosti Z-količnika v bančni literaturi kot približka razdalje do neplačila zaradi njegove teoretične utemeljenosti še vedno ni podrobno raziskano, kako dobro se obnese pri napovedovanju neplačila.

Standardno merilo Z-količnik opredeljuje stanje, v katerem kapital banke ne zadošča za pokritje njenih izgub (Hannan in Hanweck, 1988). Matematično je standardni Z-količnik izračunan kot vsota ROA in razmerje med kapitalom in tveganju prilagojeno aktivo (angl. Capital Adequacy Ratio, v nadaljevanju CAR), deljeno s standardnim odklonom ROA. Pogost način izračuna standardnega Z-količnika je uporaba trenutnih vrednosti razmerja med lastniškim kapitalom in sredstvi v kombinaciji z gibljivim povprečjem in standardnim odklonom ROA. V skladu s tem predlogom se izračuna standardni Z-količnik z enačbo

$$S_{Zscorei,t} = \frac{\mu(ROA) + CAR}{\sigma(ROA)} \quad (1)$$

kjer je $S_{Zscorei,t}$ standardni Z-količnik za banko i v času t (t je tekoče obdobje), $\mu(ROA)$ in $\sigma(ROA)$ sta povprečje in standardni odklon ROA, CAR pa so trenutne vrednosti razmerja med lastniškim kapitalom in sredstvi banke.

Za izračun v prihodnost usmerjenega Z-količnika uporabljamo 8-četrtno v prihodnost usmerjeno drseče časovno obdobje. V prihodnost usmerjeno časovno obdobje je sestavljeno iz dejanskih vrednosti elementov Z-količnika (skupna sredstva, lastniški kapital in čisti dobiček) za zadnjih sedem četrtnih (šest predhodnih četrtnih in tekoče četrtnih) in ocen analitikov za ustrezne elemente (skupna sredstva, lastniški kapital in čisti dobiček) v tekočem četrtnem obdobju. Zato se v prihodnost usmerjen Z-količnik izračuna iz vsote drsečih srednjih vrednosti ROA v 8-četrtnem drsečem časovnem obdobju za naprej in impliciranih vrednosti razmerja med lastniškim kapitalom in sredstvi za 8. četrtno leto, deljeno s standardnim odklonom ROA v 8-četrtnem drsečem obdobju. Izračun v prihodnost usmerjenega Z-količnika je predstavljen v enačbi (2). Na ta način v prihodnost usmerjeni Z-količnik ne zajame le časovno spremenljivega bančnega tveganja, ampak vključuje tudi finančne napovedi.

$$F_{Zscorei,t} = \frac{\frac{\sum_{n=1}^T ROA_{i,t+1-n} + \widehat{ROA}_{i,t} + \widehat{CAR}_{i,t}}{T+1}}{\sigma(ROA_{i,t+1-T}, \dots, ROA_{i,t}, \widehat{ROA}_{i,t})} \quad (2)$$

$Fz_{score_{i,t}}$ je v prihodnost usmerjen Z-količnik za banko i v času t (t je tekoče obdobje). $\sum_{n=1}^T ROA_{i,t+1-n}$ je vsota ROA v predhodnih T četrtletjih (vključno s tekočim četrtletjem), pri čemer je T enako 7 za 8-četrtno v prihodnost usmerjeno gibljivo okno. $ROA_{i,t}$ so napovedi analitikov glede ROA za banko i v času t . $\widehat{CAR}_{i,t}$ je implicirano razmerje med kapitalom in sredstvi za banko i v času t . Imenovalec $\sigma(ROA_{i,t+1-T}, \dots, ROA_{i,t}, \widehat{ROA}_{i,t})$ predstavlja standardni odklon ROA, ki vključuje niz ROA za banko i v času $[t + 1 - T, t]$ in $ROA_{i,t}$.

Z gospodarskega vidika je banka z visokim Z-količnikom dobro pripravljena na hude gospodarske pretese ali operativne izgube, ne da bi postala nesolventna, saj je skupna rezerva njenih dobičkov in kapitala velika v primerjavi z nihanji njenih prihodkov. Ta stabilnost zmanjšuje verjetnost neizpolnitve obveznosti, kar posledično znižuje stroške financiranja banke, saj jo upniki obravnavajo kot varnejšo stranko. Poleg tega stabilen bančni sektor, za katerega so značilne banke z visokimi Z-količniki, prispeva k splošni odpornosti finančnega sistema in zmanjšuje tveganje sistemskih kriz, medtem ko lahko prevladovanje bank z nizkimi Z-količniki predstavlja zgodnji opozorilni signal o naraščajoči ranljivosti in možnosti za propad bank, kar bi lahko imelo verižne gospodarske učinke. Z-količnik povzema temeljno ravnovesje v bančništvu: stabilnejša banka z višjim Z-količnikom uravnava dobičkonosnost in kapitalsko moč glede na tveganje, zaradi česar je manj verjetno, da bo propadla, in bolj verjetno, da bo prispevala k zdravemu gospodarstvu (Hafeez in drugi, 2022).

2.2.2 Mertonovi modeli

Zaradi vse večjega zavedanja o finančnih tveganjih, povezanih s podnebjem, se je povečalo povpraševanje po zanesljivih kvantitativnih okvirih za ocenjevanje stabilnosti finančnih institucij. Med najvplivnejšimi modeli na področju kreditnega tveganja je strukturni Mertonov model (Merton, 1974), ki zagotavlja tržno merilo PD podjetja na podlagi njegove kapitalske strukture in dinamike sredstev. Čeprav je bil model prvotno razvit za nefinančna podjetja, se pogosto uporablja za banke in druge finančne posrednike za ocenjevanje tveganja plačilne sposobnosti. Nedavne študije so predlagale razširitve Mertonovega okvira za upoštevanje s podnebjem povezanih tveganj, kar kaže, da lahko podnebna tveganja pomembno vplivajo na tržne mere ranljivosti bank (Battiston in drugi, 2017).

Mertonov model je strukturni model kreditnega tveganja, ki temelji na teoriji vrednotenja opcij. Predpostavlja, da vrednost sredstev podjetja V_A sledi geometrijskemu Brownovemu gibanju s konstantno nestanovitnostjo σ_A . Podjetje se financira s kombinacijo lastniškega kapitala in brezakuponskega dolga z nominalno vrednostjo D , ki zapade ob znani zapadlosti T . V tem okviru imajo delničarji evropsko nakupno opcijo na sredstva podjetja z izvršilno

ceno, ki je enaka D . Če je ob zapadlosti $V_A(T) < D$, podjetje ne izpolnjuje obveznosti. PD je tako podana z:

$$PD = \mathbb{P}[V_A(T) < D] = \Phi\left(-\frac{\ln\left(\frac{V_A}{D}\right) + \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma_A^2\right)T}{\sigma_A\sqrt{T}}\right) \quad (3)$$

kjer je Φ kumulativna porazdelitvena funkcija standardne normalne porazdelitve.

Ključna metrika, ki izhaja iz Mertonovega modela, je razdalja do neplačila (angl. Default distance, v nadaljevanju DD); razdalja do neplačila, ki izraža, za koliko standardnih odklonov je vrednost sredstev podjetja oddaljena od praga neplačila:

$$DD = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{D}\right) + \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma_A^2\right)T}{\sigma_A\sqrt{T}} \quad (4)$$

To merilo se pogosto razlaga kot v prihodnost usmerjen kazalnik finančnih težav. Pri bankah nižji DD odraža povečano tveganje insolventnosti in večjo sistemsko ranljivost.

Pri uporabi Mertonovega modela za banke se običajno uporabljajo podatki s trga lastniških vrednostnih papirjev in informacije iz bilance stanja, da se izločijo neopazovane vrednosti sredstev in nestanovitnosti (Merton, 1974). Ker so banke institucije z visokim finančnim vzvodom, zapletenimi bilancami stanja in precejšnjo zunajbilančno izpostavljenostjo, lahko ta tržni pristop zagotovi dragocen vpogled, ki presega tradicionalne računovodske kazalnike (Capasso in drugi, 2020). Poleg tega je Mertonov model mogoče prilagoditi za neprekinjeno spremljanje, ki zagotavlja ocene kreditnega tveganja v realnem času na podlagi dnevnih tržnih vhodnih podatkov. Zaradi tega je še posebej primeren za analizo scenarijev podnebnega tveganja, kjer lahko vrednosti sredstev in nestanovitnosti nihajo kot odziv na razvoj dogodkov na področju okolja, zakonodaje in politike (Battiston in drugi, 2017).

Z vidika politike so podnebjem prilagojeni Mertonovi modeli praktično orodje za regulatorje in centralne banke za ocenjevanje v prihodnost usmerjene podnebne odpornosti bank (ECB, 2021). Vaje stresnega testiranja z uporabo scenarijev prehodnega tveganja (npr. nenadna uvedba davkov na ogljik ali pospešeno opuščanje uporabe fosilnih goriv) je mogoče izvesti s ponovno kalibracijo Mertonovih vhodnih podatkov, da odražajo podnebjem prilagojene nestanovitnosti in vrednosti sredstev (Capasso in drugi, 2020). Ti pristopi lahko količinsko opredelijo spremembe PD, ki jih povzroča podnebje, in opredelijo banke, ki so najbolj ogrožene pri različnih politikah. Poleg tega vključitev podnebnega tveganja v Mertonove modele dopolnjuje druge analitične pristope, kot so ekonometrične panelne regresije ali modeli VAR, saj ponuja tržno konsistentno merilo težav na ravni podjetja, ki ga je mogoče agregirati na raven sistema (Battiston in drugi, 2017).

Drugi poudarek strukturnih modelov kapitalske strukture je empirična zakonitost, da imajo podjetja denarna sredstva (v nekaterih primerih zelo velike zneske), visoko likvidna sredstva in kreditne linije, hkrati pa se zadolžujejo na javnih dolžniških trgih. Izkazalo se je, da so

količniki finančnega vzvoda nefinančnih družb veliko nižji, kot jih običajno napovedujejo že osnovni strukturni modeli neplačila. Anderson in Carverhill (2012) sta razvila integriran strukturni model kapitalske strukture s srednjeročnimi dobički, da bi raziskala dinamiko denarnih stanj podjetij. Njun model preučuje optimalno politiko podjetja glede denarnih sredstev in finančnega vzvoda, pri čemer upoštevata podjetja z obstoječimi sredstvi in dolgoročnim dolgom. Podjetje optimalno izbere strategijo dividend, kratkoročnega zadolževanja in izdajanja lastniškega kapitala glede na gospodarske razmere. Ključno spoznanje njune analize je, da optimalno stanje denarnih sredstev doseže vrh v bližini dolgoročnega povprečnega zaslužka. Ko se razmere izboljšajo nad to povprečje, podjetje izplača dividende in ohranja stanje denarnih sredstev na ciljni ravni. Nasprotno pa, ko zaslužki padejo pod dolgoročno povprečje, podjetje z zmanjšanjem dividend poveča svoje denarne zaloge. Izdaja lastniškega kapitala je rezervirana za zelo neugodne razmere, na spodnji meji gospodarske uspešnosti.

Asvanunt in drugi (2011) v dopolnitvi te perspektive preučujejo vlogo denarnih sredstev in kreditnih linij kot orodij za upravljanje likvidnosti v neugodnih tržnih razmerah. Trdijo, da je zanašanje na izdajanje lastniškega kapitala za zagotavljanje likvidnosti neoptimalno. Njihova raziskava ugotavlja, da je kopičenje gotovine manj učinkovito kot uporaba vnaprej dogovorjenih bančnih posojil. Čeprav se zdi imeti denar na računu varno, to prinaša slabosti. Uprava lahko denar porabi neracionalno, podjetje postane manj odzivno, dividende so nižje, denarna sredstva v mednarodnih podjetjih so pogosto v drugi državi in s tem manj dostopna. Po drugi strani pa vnaprejšnji dogovori o posojilih zagotavljajo boljšo disciplino pri porabi in omogočajo ciljno pomoč v času recesije. Takšen pristop zvišuje tržno vrednost podjetja in znižuje stroške njegovega zadolževanja.

3 PODNEBNA TVEGANJA

Podnebne spremembe lahko na makroekonomske pogoje in finančno stabilnost vplivajo preko dveh glavnih kanalov (NGFS, 2023). Na eni strani obstaja možnost fizičnega tveganja oziroma dejanskih sprememb pri dogodkih, povezanih s podnebjem. Takšni dogodki so lahko akutni (nenadni) in kronični (bolj postopni, kot so na primer spremembe padavin, ekstremna vremenska spremenljivost, zakisljevanje oceanov in dviganje morske gladine). Sprememba podnebja ima lahko tako gospodarski učinek kot tudi vpliv na finančno stabilnost prek številnih kanalov ponudbe in povpraševanja. Fizična tveganja že igrajo vse večjo vlogo pri zmanjševanju vrednosti zavarovanj in sredstev zavarovalnic. Zavarovalne obveznosti so še posebej izpostavljene pogostosti in resnosti podnebnih in z vremenom povezanih dogodkov, ki poškodujejo premoženje ali motijo trgovino (Gassebner in drugi, 2010). Delež z vremenom povezanih katastrofalnih škod se je vztrajno povečeval in leta 2018 predstavljal več kot 80 % zavarovanih katastrofalnih škod, pogostost z vremenom povezanih škodnih dogodkov pa je bila leta 2018 rekordna (European Systemic Risk Board, 2020)

Na strani povpraševanja lahko ekstremni podnebni dogodki zmanjšajo premoženje gospodinjstev in s tem zasebno potrošnjo (Hallegatte, 2009). Poslovne naložbe bi lahko zmanjšala tudi negotovost glede prihodnjega povpraševanja in možnosti za rast ter znatni vplivi na cene. Na strani ponudbe lahko naravne nesreče ovirajo poslovno dejavnost in trgovino ter uničijo infrastrukturo, kar preusmeri kapital od tehnologije in inovacij k obnovi in nadomestitvi (Batten, 2018). Podnebne spremembe lahko sprožijo tudi migracije v velikem obsegu, povzročijo morebitne socialne konflikte in vplivajo na dinamiko trga dela (Stapleton in drugi, 2017). Kot se je izkazalo v preteklosti, lahko ti makroekonomski in finančni šoki še dodatno vplivajo drug na drugega in se okrepijo. Primer tega je možnost, da naravne nesreče povzročijo zmanjšanje vrednosti zavarovanja stanovanjskega fonda in oslabijo bilance stanja gospodinjstev, kar posledično zmanjša potrošnjo gospodinjstev (NGFS, 2023). Zlasti za Evropo Szewczyk in drugi (2018) v projektu JRC PESETA podrobno opisujejo možne podnebne vplive v dveh različnih scenarijih (scenarij visoke stopnje segrevanja in scenarij 2 °C). Poročilo JRC navaja 11 kategorij podnebnih sprememb, ki bi lahko bile vse pomembne v EU, in sicer obalne poplave, rečne poplave, suše, kmetijstvo, energija, promet, vodni viri, izguba habitatov, gozdni požari, produktivnost dela in umrljivost zaradi vročine.

Po drugi strani pa lahko tveganje prehoda nastane zaradi prehoda na nizkoogljično gospodarstvo (na primer zaradi sprememb v javni ureditvi, tehnologiji ali željah gospodinjstev ali vlagateljev), ki sprožijo spremembe dejavnikov, povezanih s povpraševanjem. Ta proces prilagajanja bo verjetno pomembno vplival na gospodarstvo in zlasti na vrednosti nekaterih finančnih sredstev. Potencialna tveganja za finančni sistem zaradi prehoda so največja v scenarijih, v katerih se preusmeritev kapitala in ukrepi politike (na primer uvedba davka na ogljik) zgodijo na nepričakovan ali kako drugače neurejen način (NGFS, 2020). Naglo prilagajanje z namenom znižanja emisij lahko pomeni, da velikega deleža zalog fosilnih goriv ne bo več mogoče izkoriščati in bodo tako postale odvečne (McGlade in Elkins, 2015). Posledično bodo verjetno posredno prizadeti tudi drugi sektorji, odvisni od fosilnih goriv. Velikost vpliva je odvisna od predpostavk o tem, kdaj in kako se prehod zgodi ter na katere sektorje vpliva. Obstaja tveganje, da bi lahko ostra ponovna ocena tveganj zaradi podnebnih sprememb povzročila ponovno oceno finančnih trgov, kar bi vodilo v spiralo vztrajnega zaostrovanja finančnih pogojev, saj bi nastale izgube (Bolton in drugi, 2020).

Fizična in prehodna tveganja verjetno ne bodo neodvisna med seboj. Kot je poudarjeno v matriki scenarijev NGFS (2020), pomanjkanje dovolj odločnih političnih ukrepov povečuje fizična tveganja, medtem ko lahko pretirane ali napačno zastavljene podnebne politike povečajo tveganja prehoda (Vermeulen in drugi, 2018). Medtem ko je »urejen« scenarij mogoče obravnavati kot najbolj zaželen scenarij, pa scenarij »prepozno in nenadno« kljub radikalnim (čeprav poznim) političnim ukrepom ne bi omogočil zadostne blažitve za omejitev fizičnih tveganj. Težave pri obravnavi fizičnega tveganja in tveganja prehoda so

povezane z omejenim interdisciplinarnim modeliranjem in združevanjem tradicionalnih makrofinančnih pristopov s pristopi, ki temeljijo na podnebnih znanostih.

3.1 Fizična tveganja

Fizična oziroma neposredna tveganja se postopoma vključujejo v metodologije za analizo vpliva na finančno stabilnost (BCBS, 2021). V Evropi je Evropska centralna banka (v nadaljevanju ECB) izvedla prvi stresni test podnebnih tveganj za celotno gospodarstvo Evropske unije (v nadaljevanju EU) na 4 milijonih podjetij in 1600 konsolidiranih bančnih skupinah. Testiranje vključuje tri fizična tveganja, in sicer poplave, gozdne požare in dvig morske gladine (Alogoskoufis in drugi, 2021). Pričakovane izgube po vrstah nevarnosti, predvidene do leta 2050, so pokazale, da lahko gozdni požari in poplave uničijo fizični kapital. Študija poudarja, da so požari v naravi najbolj razširjeni dogodki, saj vplivajo na širše geografsko območje kot poplave.

Podnebne spremembe vplivajo na povpraševanje in odločitve potrošnikov o nakupu številnih izdelkov. Trgovci na drobno se že dolgo zavedajo, da odstopanja od običajnih podnebnih razmer vplivajo na prodajo. Začetki proučevanja vpliva podnebnih nihanj na poslovne rezultate segajo v 60. leta. Takratne analize so prvič zajele vpliv vremena na celotni maloprodajni sektor v ZDA. Parnaudeau in Bertrand (2018) sta pokazala, da lahko kumulativni letni prispevek temperature in padavin pomembno vpliva na prodajo in denarne tokove podjetij v zelo različnih sektorjih dejavnosti. Podobno lahko podnebne spremembe vplivajo na stroške oskrbe in poslovanja. Poleg tega lahko povečanje podnebne spremenljivosti, ki se spremeni v vremenske šoke, povzroči višje stroške poslovanja in nižjo produktivnost ter nekatera podjetja in panoge privede do finančnih težav.

Ekstremni vremenski dogodki lahko povzročijočasne ali trajne prekinitev poslovanja, ki vplivajo na proizvodna sredstva podjetij ali na njihove partnerje v dobavnih in distribucijskih verigah (Pankratz in Schiller, 2024). Analize kažejo tudi, da akutna fizična tveganja zmanjšujejo dobičkonosnost podjetij in potencialno povečujejo kreditno tveganje. Študije, ki temeljijo na zgodovinskih podatkih, ugotavljajo, da lahko naravne nesreče povzročijo kratkoročno zmerno zmanjšanje prodaje podjetij. Na primer, pokazalo se je, da se v ameriških podjetjih po večji naravni nesreči, ki prizadene njihove dobavitelje, rast prodaje v povprečju zmanjša za 2 do 3 odstotne točke, kar na koncu povzroči 1 odstotni padec vrednosti lastniškega kapitala podjetij (Barrot in Sauvagnat, 2016). Njune ugotovitve kažejo, da izredni dogodki vplivajo na naložbe podjetij, in sicer negativno takoj po njih in pozitivno na dolgi rok. Noth in Schuwer (2023) ugotavljata, da ekstremni podnebni dogodki povečajo napovedano PD ter količnike nedonosnih sredstev in zmanjšajo količnike lastniškega kapitala bank. Ekstremni dogodki vplivajo tudi na premoženje gospodinjstev in kreditno sposobnost. Obstajajo empirični dokazi o zmanjšanju vrednosti nepremičnin zaradi škode, ki jo povzročijo ekstremni podnebni dogodki, kot so poplave, čeprav se obseg učinka in trajanje njegovega obstoja razlikujeta (Ortega in Taspinar, 2018).

3.2 Prehodna tveganja

Chabot in Bertrand (2023) sta v raziskavi pojasnila, da prehodna tveganja izhajajo iz koncepta neurejenega nizkoogljičnega prehoda. Nanašajo se na gospodarske in finančne izgube, ki nastanejo zaradi prevrednotenja ogljično intenzivnih in nizkoogljičnih sredstev. Prevrednotenje povzroči nenadna sprememba politike in oziroma ali predpisov, ki je upravljavci tveganj v podjetjih in finančni akterji ne morejo v celoti predvideti (Monasterolo, 2020). Podnebne politike, ki so potrebne za doseg gospodarstva z ničelno neto vrednostjo ogljika do leta 2050, zahtevajo hitro in drastično preoblikovanje industrijsko razvitih gospodarstev in gospodarstev v razvoju (npr. njihovih energetske, proizvodnih in potrošniških sistemov). Te politike imajo lahko znatne gospodarske posledice, negativne ali pozitivne, za številne gospodarske sektorje, kar vodi v prilagoditve vrednosti finančnih sredstev, ki jih imajo v lasti ali so jih izdala podjetja in državni subjekti. Podjetja se lahko zaradi višjega davka na emisije toplogrednih plinov (angl. Greenhouse gases, v nadaljevanju GHG) soočijo z višjimi stroški poslovanja (Bernardini in drugi, 2019). Učinek tega davka lahko zmanjša dobiček in zmožnost odplačevanja dolga ter vpliva na kreditno sposobnost podjetja. To pa bi lahko omejilo dostop do financiranja in povečalo stroške takega financiranja.

Povečanje stroškov kreditiranja za podjetja v nekaterih sektorjih lahko omeji njihovo zmožnost vlaganja v nove tehnologije in opremo, ki so potrebne za prehod njihovega poslovanja. Empirični dokazi kažejo, da je Pariški sporazum iz leta 2015 povzročil višje stroške posojil za podjetja v panogah, ki onesnažujejo okolje, na primer za podjetja, ki uporabljajo fosilna goriva (Seltzer in drugi, 2022). Poleg tega lahko družbe, katerih poslovanje in prihodki so odvisni od proizvodnje ali uporabe fosilnih goriv, utrpijo izgubo sredstev, kar ima za posledico tako imenovana »nasedla« sredstva. Te izgube lahko posledično negativno vplivajo na vrednost teh korporacij in zmanjšajo njihovo zmožnost dostopa do posojil (Battiston in drugi, 2021).

Kako vplivajo finančne izgube gospodinjstev in podjetij zaradi tveganj, povezanih s podnebjem, na banke sta v članku pojasnila Chabot in Bertrand (2023). Povečanje podnebne spremenljivosti, števila in intenzivnosti ekstremnih dogodkov povzroča vse več škode na nepremičninah in drugih proizvodnih sredstvih, ki pa niso vsa zavarovana. V zadnjih dveh desetletjih se je število ekstremnih podnebnih dogodkov v Evropi povečalo za 35 %, z njimi povezane gospodarske in finančne izgube pa so poskočile za skoraj 60 %, od katerih 40 % ni zavarovanih (Monasterolo, 2020). Te izgube lahko posledično negativno vplivajo na vrednost finančnih pogodb in finančnih portfeljev, izpostavljenih tem sredstvom, kot so bančna posojila ter delnice in obveznice pokojninskih skladov. Pagliari (2021) je analiziral vpliv poplav na majhne evropske banke in pokazal, da neugoden dogodek, ki povzroči zmanjšanje posojil gospodinjstvom in podjetjem, povzroči zmanjšanje donosnosti sredstev teh bank. Tako kot nefinančne družbe so tudi banke in druge finančne institucije izpostavljene prehodnemu tveganju. Čeprav so njihove neposredne emisije (obseg 1) strukturno nizke, imajo posredne emisije iz posojil in naložb (obseg 3) na banke enak

potencialni vpliv kot na podjetja preko prilagoditev cen sredstev, zmanjšanja dobička, naslednjih sredstev, povečanih stroškov kapitala in ostalih finančnih težav (Kacperczyk in Peydró, 2022).

3.3 Ostala podnebna tveganja

Podnebne spremembe poleg fizičnih tveganj in tveganj prehoda prinašajo še vrsto drugih pomembnih groženj za stabilnost bank. Te vključujejo tveganja odgovornosti, sistemska tveganja in tveganja ugleda. Čeprav so ta tveganja manj oprijemljiva kot neposredna fizična škoda ali finančne prilagoditve, ki jih povzročajo okoljske politike, se lahko kaskadno širijo po finančnih institucijah ter vplivajo na dobičkonosnost, izpostavljenost tveganjem in dolgoročno odpornost. Razumevanje in obravnavanje teh kategorij je ključnega pomena za celovit pogled na podnebne grožnje bančnemu sektorju (NGFS, 2023).

3.3.1 Tveganja odgovornosti

Tveganja odgovornosti izhajajo iz možnosti pravnih zahtevkov proti podjetjem in institucijam, za katere se domneva, da so prispevale k podnebnim spremembam ali da niso ustrezno razkrile izpostavljenosti, povezane s podnebjem. Finančne institucije, zlasti banke, se lahko soočijo s sodnimi postopki zaradi financiranja projektov z visokimi emisijami ali zaradi napačnega prikazovanja podnebnih tveganj, vključenih v njihove portfelje posojil ali naložb. Z razvojem pravnih okvirov in vse večjo ozaveščenostjo postajajo ta tveganja vse pomembnejša. Delničarji in stranke lahko na primer tožijo banke, ker v svoje postopke odločanja niso vključile podnebnih tveganj, zlasti če takšen nadzor povzroči izgube. Ta skrb se odraža v vse večjem številu tožb, povezanih s podnebjem, po vsem svetu (Setzer in Higham, 2022). Vse večji je tudi regulativni nadzor. V jurisdikcijah, kot je EU, se zdaj od bank pričakuje, da bodo upoštevale stroge standarde razkrivanja informacij o ESG, kar povečuje njihovo pravno izpostavljenost, če jih ne upoštevajo (ECB, 2020).

Podnebni spori se vse bolj obravnavajo kot sestavni del širšega podnebnega upravljanja, njihov glavni vpliv pa se pričakuje v srednjeročnem do dolgoročnem obdobju (Dilger in drugi, 2024). Zakonodaja o človekovih pravicah postaja glavno orodje za sprožanje tožb proti finančnim institucijam. Nevladne organizacije želijo prek sodišč doseči, da te institucije prenehajo vlagati v dejavnosti z visokimi emisijami in prevzamejo odgovornost za izpuste svojih strank, v skladu s Pariškim sporazumom. Solana (2020) v članku poudari, da primeri vse pogostejše izpodbijajo banke glede njihove uskladitve s cilji Pariškega sporazuma in upravljanja njihovih financiranih emisij. Prevladujoča oblika podnebnih sporov proti bankam vključuje obtožbe o zelenem zavajanju (angl. greenwashing), pri čemer so v posameznih primerih nevladne organizacije navajale pritožbe proti večjim bankam zaradi obveznic, vezanih na trajnostni razvoj, in domnevno lažnih okoljskih izjav. Raziskava kaže, da podnebni spori niso namenjeni le kazenskimi odškodninam, temveč so tudi močan instrument za prisiljevanje k boljšemu podnebnemu upravljanju. To kaže, da pravne tožbe

delujejo kot pomemben zunanji pritisk, ki banke prisili, da izboljšajo svoje ocene podnebnih tveganj, razkritja in strateško usklajenost z globalnimi podnebnimi cilji. Argument Wetzer in drugi (2024) poudarja, da bi morale pravne tožbe razširiti okvir ocenjevanja podnebnih tveganj, ki ne bi zajemal le fizičnih in prehodnih tveganj, kar pomeni, da morajo banke proaktivno vključevati pravna tveganja v svoje celovite podnebne okvire in se ne le odzivati na tožbe. Kršitve dolžnosti, povezane z upravljanjem podnebnih tveganj, izpostavljajo direktorje in uradnike bank osebni odgovornosti, ki vpliva na institucionalno stabilnost zaradi motenj v upravljanju. Tožbe delničarjev, ki trdijo o neustreznem razkritju podnebnih tveganj ali slabem upravljanju podnebnih tveganj, izpodbijajo odločitve upravnega odbora in ustvarjajo pritiske na poravnavo, ki preusmerjajo vire iz produktivnih dejavnosti. Pravne zadeve zaradi zelenega zavajanja, usmerjene v zahteve bank po trajnostnem financiranju, povzročajo škodo ugledu in regulativne kazni, ki presegajo neposredne finančne vplive. Širjenje obsega pravnih teorij, povezanih s podnebjem, vključno z zahtevki, ki temeljijo na človekovih pravicah, in argumenti o medgeneracijski enakosti, ustvarja negotove prihodnje izpostavljenosti odgovornosti, ki otežujejo načrtovanje kapitala in strateško odločanje (Setzer in Higham, 2022).

3.3.2 Sistemska podnebna tveganja

Sistemska podnebna tveganja predstavljajo temeljni izziv za finančno stabilnost, saj lahko sprožijo verižne neuspehe v medsebojno povezanih bančnih sistemih. Za razliko od idiosinkratičnih tveganj, ki vplivajo na posamezne institucije, se sistemska podnebna tveganja kažejo prek več prenosnih kanalov, ki lahko hkrati vplivajo na velike segmente bančnega sektorja (Bolton in drugi, 2020). Ta tveganja izhajajo tako iz fizičnih podnebnih dogodkov kot iz dinamike prehoda, kar ustvarja zapletene povratne zanke, ki okrepijo začetne pretese v celotnem finančnem sistemu.

Medsebojna povezanost sodobnih bančnih sistemov ustvarja več poti za širjenje podnebnih tveganj. Neposredna izpostavljenost podnebnju občutljivim sektorjem, kot so fosilna goriva, nepremičnine in kmetijstvo, predstavlja primarne prenosne poti, medtem ko posredna izpostavljenost prek skupnih naložb v sredstva in medsebojnih odvisnosti pri financiranju ustvarja sekundarne poti širjenja tveganj (Battiston in drugi, 2017). Ko podnebni dogodki povzročijo izgube v enem segmentu bančnega sistema, se te izgube lahko hitro razširijo prek medbančnih posojilnih trgov, izpostavljenosti izvedenim finančnim instrumentom in dinamike hitre prodaje. Na primer, huda suša, ki vpliva na kmetijska posojila v eni regiji, lahko povzroči propad bank, ki se kaskadno širi prek medbančnega posojilnega omrežja in na koncu vpliva na institucije, ki niso neposredno izpostavljene kmetijstvu (Lamperti in drugi, 2019).

Mrežni učinki znatno povečajo sistemske posledice podnebnih tveganj. Bančni sistemi kažejo značilnosti kompleksnih prilagodljivih sistemov, v katerih lahko nelinearna dinamika in prelomne točke območne podnebne vplive spremenijo v sistemske krize (Roncoroni in

drugi, 2021). Koncentracija izpostavljenosti podnebno ranljivim sektorjem med sistemsko pomembnimi finančnimi institucijami še posebej povečuje ta tveganja. Raziskava ECB kaže, da so največje banke pogosto nesorazmerno izpostavljene ogljično intenzivnim industrijam, kar ustvarja vozlišča ranljivosti, ki bi lahko sprožili t. i. domino učinke v celotnem finančnem sistemu (ECB, 2021). Te mrežne strukture pomenijo, da lahko podnebni stres, ki lahko vpliva le na majhno število ključnih institucij, povzroči nesorazmerne sistemske posledice.

Časovna dinamika podnebnih tveganj uvaja dodatne sistemske zapletenosti. Fizična podnebna tveganja se s časom povečujejo po resnosti in pogostosti, medtem ko se prehodna tveganja lahko pojavijo nenadoma po spremembah politik ali tehnoloških prebojih (NGFS, 2020). To ustvarja problem dvojne pomembnosti, pri katerem se banke soočajo s hkratnimi pritiski iz več kanalov tveganja. Možnost pojava finančnih kriz, ki jih povzročajo podnebne spremembe in ki so s tradicionalnimi modeli tveganja v bistvu nepredvidljive, dodatno zapleta oceno sistema tveganja (Bolton in drugi, 2020). Ti dogodki bi lahko sprožili hkratne propade bank v več jurisdikcijah, kar bi preobremenilo tradicionalne okvire za obvladovanje kriz in mehanizme za reševanje.

Mehanizmi povratnih informacij med vplivi podnebja in nestabilnostjo bančnega sistema ustvarjajo t. i. samopotrjujoče cikle, ki povečujejo sistemska tveganja. Podnebno pogojeni gospodarski upadi zmanjšujejo vrednost sredstev in povečujejo neplačila posojil, kar oslabi bilance stanja bank in omeji razpoložljivost kreditov. Krčenje kreditov lahko ovira naložbe v prilagajanje podnebnim spremembam, povečuje prihodnjo ranljivost za vplive podnebja in ustvarja negativno spiralo upadanja odpornosti (Dafermos in drugi, 2018). Poleg tega, ko banke prepoznajo podnebna tveganja in začnejo prerazporeditev portfelja, lahko nenadne spremembe cen sredstev povzročijo izgube po tržni vrednosti, ki se nato širijo po finančnem sistemu (Semieniuk in drugi, 2021).

Regulativni in tržni odzivi na podnebna tveganja lahko sami po sebi povzročijo sistemske ranljivosti. Usklajeno umikanje iz ogljično intenzivnih sredstev, ki je sicer nujno za podnebni prehod, lahko sproži paniko, ki destabilizira finančne trge, če ni skrbno nadzorovano. Podobno lahko izvajanje podnebnih stresnih testov in strožjih zahtev glede razkritja informacij, ki so sicer bistveni za obvladovanje tveganj, razkrije prej neprepoznane ranljivosti, ki sprožijo preplah na trgu in umik sredstev. Globalna narava podnebnih tveganj ustvarja tudi priložnosti za regulativno arbitražo, pri kateri lahko banke prenesejo tvegane izpostavljenosti v manj regulirane jurisdikcije, s čimer se sistemske ranljivosti koncentrirajo v regijah s šibkejšimi nadzornimi okviri (Financial Stability Board, 2020).

Merjenje in modeliranje sistemskih podnebnih tveganj se sooča z znatnimi metodološkimi izzivi, ki lahko vodijo do sistematičnega podcenjevanja ranljivosti. Tradicionalni modeli tveganja, kalibrirani na podlagi zgodovinskih podatkov, ne upoštevajo napovedne in nelinearne narave podnebnih tveganj (Chenet in drugi, 2021). Velika negotovost v zvezi s podnebnimi scenariji, prelomnimi točkami in družbenogospodarskimi odzivi zelo otežuje verjetnostno oceno tveganj. Sedanje metodologije stresnih testov pogosto preučujejo

podnebne vplive ločeno, ne upoštevajo pa zapletenih medsebojnih vplivov med podnebnimi tveganji in drugimi sistemskimi ranljivostmi, kot so kibernetika tveganja, geopolitične napetosti ali učinek pandemije (BCBS, 2021). Ta neustreznost modeliranja lahko povzroči nezadostne kapitalske rezerve in strategije za obvladovanje tveganj, zaradi česar je bančni sistem ranljiv za nepričakovane podnebne pretese.

3.3.3 Tveganja ugleda

Tveganja ugleda, ki so v tradicionalni finančni analizi pogosto spregledana, so v kontekstu podnebnih sprememb vse pomembnejša. Banke, ki se ne odzivajo na podnebne probleme, se lahko soočijo z nasprotovanjem javnosti, zmanjšanjem investiranja in izgubo zaupanja strank. Javno mnenje in pričakovanja vlagateljev se hitro spreminjajo v korist trajnostnega financiranja. Finančne institucije, ki se počasi prilagajajo, lahko utrpijo škodo za blagovno znamko in težje pridobivajo vloge, ohranjajo stranke ali dostopajo do kapitalskih trgov pod ugodnimi pogoji. V tem smislu se lahko škoda na ugledu prevede v dejanske finančne izgube in poslabša konkurenčni položaj (UNEP FI, 2021). Poleg tega lahko tveganje izgube ugleda stopnjuje tudi tveganja odgovornosti in regulativna tveganja, saj negativna javna izpostavljenost pogosto sproži pravni in politični nadzor.

Obtožbe o »zelenem zavajanju«, ko banke dajejo zavajajoče ali napačne izjave o svojih okoljskih politikah ali trajnosti svojih izdelkov, so še posebej močan vir škode ugledu. Konkretni primeri vključujejo pravne pritožbe, vložene proti Deutsche Bank, Barclays, Axis Bank, DBS Bank in Emirates NBD Bank v letu 2021 zaradi trditev o zelenem zavajanju, povezanih z obveznicami, vezanimi na trajnost. Leta 2023 je kanadski urad za konkurenco začel preiskavo proti banki Royal Bank of Canada zaradi domnevnih lažnih in zavajajočih izjav o njeni okoljski politiki, banko BNP Paribas pa so nevladne organizacije v Franciji tožile zaradi domnevnih kršitev, povezanih s financiranjem fosilnih goriv (Batoudaki, 2023).

Slab okoljski ugled se lahko odrazi v oprijemljivih finančnih posledicah, kot sta upad vlog in manjše število hipotekarnih posojil, zlasti v podnebno občutljivih regijah, saj vlagatelji vse bolj uveljavljajo tržno disciplino. Prav tako lahko negativno vpliva na splošno verodostojnost banke, ovira rast vlog, škoduje njenemu ugledu vodilne banke na področju trajnostnega financiranja in spodkopava njen konkurenčni položaj na trgu. Empirični dokazi kažejo, da tveganje izgube ugleda ni zgolj abstraktna skrb, temveč ima merljive finančne posledice, saj neposredno vpliva na raven vlog in posojilne dejavnosti. Primeri sodnih sporov v zvezi z zelenim zavajanjem dodatno poudarjajo, kako se aktivizem zainteresiranih strani, tako z javnimi kampanjami kot s pravnimi izzivi, vse bolj odraža v neposredni tržni disciplini. To pomeni, da morajo banke ne le upravljati svoj dejanski vpliv na podnebje, temveč tudi skrbno upravljati zaznavanje svojega vpliva in verodostojnost svojih podnebnih zavez, da bi zaščitile svojo finančno stabilnost (Choi in drugi, brez datuma).

3.4 Prenos podnebnih tveganj na banke prek kreditnega tveganja

3.4.1 Prenos fizičnih tveganj prek kreditnih portfeljev

Fizična podnebna tveganja se prenašajo na bančne kreditne portfelje prek več medsebojno povezanih kanalov, ki bistveno spreminjajo tradicionalne parametre kreditnega tveganja. Primarni mehanizem prenosa deluje prek neposredne škode na premoženju in proizvodni zmogljivosti posojilojemalcev. Analiza ECB, ki je zajela 1,5 milijona podjetij v evrskem območju, je pokazala, da poplave ob rekah predstavljajo največje sistemske tveganje, saj vplivajo na do 30 % izpostavljenosti bank v evrskem območju, če so upoštevana sestavljena tveganja (ECB, 2021). Ta koncentracija izpostavljenosti povzroča verižni učinek v kreditnih portfeljih, saj poškodovano premoženje hkrati zmanjša sposobnost posojilojemalcev za odplačilo in zniža vrednost zavarovanja.

Zavarovalni kanal ima lahko pomembno vlogo pri prenosu podnebnih tveganj. Raziskava Bernstein in drugi (2019) je pokazala, da se nepremičnine, izpostavljene dvigu morske gladine, prodajajo za približno 7 % manj kot enakovredne neizpostavljene nepremičnine, medtem ko so Beltrán in drugi (2018) dokumentirali znižanje cen poplavno ogroženih nepremičnin v višini od 2,5 % do 4,6 %. Ti vplivi na vrednotenje ustvarjajo scenarije t. i. neželenega tveganja, v katerih isti podnebni dogodki, ki sprožijo neplačevanje posojilojemalcev, zmanjšujejo tudi vrednost izterjave iz likvidacije zavarovanja. Mehanizem prenosa se še okrepi zaradi vrzeli v zavarovalni zaščiti, saj je v EU trenutno zavarovanih le 35 % gospodarsko pomembnih izgub zaradi podnebnih sprememb, kar pomeni, da so banke neposredno izpostavljene nezaščitenim fizičnim škodam (ECB, 2021).

Empirični dokazi dokazujejo uresničevanje kreditnega tveganja s pomočjo kazalnikov uspešnosti posojil. Kousky in drugi (2020) so pokazali, da se stopnje neplačil po poplavih za nezavarovane nepremičnine po dveh letih povečajo za 2,6 krat. Bauer in Rudebusch (2023) sta ugotovila, da banke zaračunavajo 8 do 19 baznih točk več za posojilojemalce, ki so jih prizadele nesreče, kar odraža višjo ceno kreditnega tveganja. Intenzivnost prenosa se znatno razlikuje glede na značilnosti posojilojemalcev, pri čemer so majhna in srednje velika podjetja bolj ranljiva zaradi omejenih finančnih rezerv in geografske koncentracije na posameznih lokacijah, ki so ranljive za določene podnebne nevarnosti. Kanali prekinitve poslovanja ustvarjajo posredne poti prenosa, ki segajo preko neposredne fizične škode. Motnje v dobavni verigi zaradi podnebnih dogodkov širijo kreditna tveganja preko medsebojno povezanih podjetniških mrež, pri čemer so proizvodni sektorji posebej ranljivi zaradi nevarnosti propada dobaviteljev in zmanjšanjem povpraševanju. Stresni testi s strani ECB kažejo, da so gostinske in prehranske s 45 % visokim fizičnim tveganjem najbolj izpostavljene storitvene dejavnosti, sledijo pa jim sektorji prevoza in skladiščenja. To odraža njihovo odvisnost od podnebjem izpostavljene infrastrukture in dejavnosti (ECB, 2022).

3.4.2 Prehodna tveganja in sektorske kreditne ranljivosti

Prehodna tveganja se prenašajo na bančne kreditne portfelje prek temeljnih sprememb v poslovnih modelih posojilojemalcev, vrednotenju sredstev in stroškov usklajevanja z zakonodajo. Mehanizem za določanje cen izpustov ogljika ima neposreden vpliv na denarne tokove, pri čemer modeliranje ECB kaže, da davki na izpuste ogljik in sistemi trgovanja z emisijami zmanjšujejo denarne tokove podjetij za 2 do 3 odstotne točke za povprečna podjetja v evrskem območju, v energetske intenzivnih sektorjih pa je ta vpliv dvakrat večji (ECB, 2023). To poslabšanje denarnega toka neposredno vpliva na kazalnike pokritosti dolga, ki so ključni kreditni kazalnik za odločitve o posojilih podjetjem.

Tveganje za nasedla sredstva predstavlja najbolj koncentriran kanal tveganja prehoda, saj raziskave kažejo, da je v bilancah podjetij trenutno ovrednotenih 20 bilijonov dolarjev potencialno neuporabnih zalog fosilnih goriv, 80 % dokazanih zalog pa bi lahko postalo nasedlo v skladu s scenariji iz Pariškega sporazuma (Carbon Tracker Initiative, 2011). Delis in drugi (2018) prinašajo empirične dokaze, da so banke začele vrednotiti to tveganje, saj so po Pariškem sporazumu iz leta 2015 zabeležile višje razlike v obrestnih merah za podjetja, ki se ukvarjajo s fosilnimi gorivi in so bolj izpostavljena tveganju nasedlih sredstev. Prenosni mehanizem deluje prek takojšnjih učinkov ponovnega ovrednotenja in dolgoročnih pomislekov glede dolgoročne izvedljivosti poslovnega modela.

Skladnost z zakonodajo ustvarja dodaten prenos kreditnega tveganja, saj se posojilojemalci soočajo z znatnimi kapitalskimi zahtevami za znižanje ogljičnega odtisa. Analiza ECB ocenjuje, da bodo do leta 2030 potrebe podjetij po financiranju za potrebe zelenih naložb znašale od 2,5 do 3 bilijone evrov, kar bo bistveno spremenilo kazalnike finančnega vzvoda in kreditno sposobnost v vseh vključenih sektorjih (ECB, 2023). Ta finančna obremenitev sovпада z zmanjšanjem dobičkonosnosti zaradi stroškov ogljikovih izpustov, kar ustvarja dvojno breme, ki povečuje prenos kreditnega tveganja. Rudarski in elektroenergetski sektor sta zaradi potrebnih prehodnih naložb izpostavljena 3 do 4-krat večjemu vplivu na PD, medtem ko je proizvodni sektor izpostavljen dvakrat večjemu vplivu zaradi povečanja stroškov energije.

3.4.3 Geografski in sektorski učinki koncentracije

Koncentracija podnebnih tveganj v določenih geografskih regijah in gospodarskih sektorjih povečuje intenzivnost prenosa prek bančnih kreditnih portfeljev. Analiza ECB iz 2021 kaže, da 70 % kreditnih izpostavljenosti bančnega sistema do visoko tveganih podjetij pripada le 25 bankam, kar ustvarja potencialne sistemske posledice zaradi koncentriranih izgub. Ta vzorec koncentracije odraža tako zgodovinske odnose pri dodeljevanju posojil kot tudi geografsko specializacijo regionalnih bank v podnebno ranljivih območjih. Analiza sektorske koncentracije kaže izrazite ranljivosti v določenih panogah, pri čemer energetske intenzivni sektorji predstavljajo 40 % skupnega obsega posojil bančnega sistema evrskega območja, čeprav imajo manjši delež v gospodarski dejavnosti. Koncentracija je še posebej

izrazita pri specializiranih posojilodajalcih, saj 10 % najbolj izpostavljenih bank predstavlja tretjino skupnih posojil evroobmočja sektorjem, ki so občutljivi na podnebne spremembe, manj kot 10 % bank pa ima 90 % izpostavljenosti energetske intenzivnim sektorjem (ECB, 2021). Ti vzorci koncentracije ustvarjajo, pri katerih lahko podnebni vplivi na določene sektorje povzročijo nesorazmerne izgube za izpostavljene institucije.

Geografska koncentracija povečuje ranljivost sektorjev zaradi prostorske korelacije podnebnih nevarnosti. Obalne regije so hkrati izpostavljene tveganjem dviga morske gladine, nevihtnih valov in orkanov, kar vpliva na več gospodarskih sektorjev v geografsko koncentriranih območjih. Raziskava Garbarino in Guin (2021) je dokumentirala znatno povečevanje neplačil hipotek v regijah, prizadetih zaradi poplav, s prelivanjem učinkov na lokalne nepremičninske trge, ki povečujejo začetne kreditne izgube. Mehanizem prenosa deluje tako prek neposrednih vplivov na posojilojemalce kot prek posrednih učinkov prek lokalnih gospodarskih razmer in vrednotenja nepremičnin.

3.4.4 Prilagoditve modelov kreditnega tveganja za podnebne dejavnike

Tradicionalni modeli kreditnega tveganja zahtevajo temeljite prilagoditve, da se vključijo mehanizmi prenosa podnebnega tveganja. Pozdyshev in drugi (2025) so predstavili razširitve enofaktorskega modela Vasicek, ki vključuje fizično podnebno tveganje kot dodatni stohastični dejavnik, hkrati pa ohranja lastnosti nespremenljivosti portfelja, ki so bistvene za izračun regulativnega kapitala. Ta pristop omogoča, da podnebna tveganja vplivajo na sistematične in specifične komponente neplačil, pri čemer zajema korelacijske učinke iz skupnih podnebnih izpostavljenosti. Prilagoditve modeliranja PD vključujejo podnebne spremenljivke prek več kanalov. Prilagoditve prehodnega tveganja spreminjajo strukturo ročnosti PD na podlagi meril ogljične intenzivnosti in predpostavk scenarijev politik, z različnimi vplivi po sektorjih in časovnih obzorjih. Vključevanje fizičnega tveganja uporablja podatke modeliranja nevarnosti za prilagoditev osnovnih PD za podnebne izpostavljenosti, specifične za lokacijo, s posebnim poudarkom na scenarijih tveganja repov. Novejše metode vključujejo pristope strojnega učenja, ki identificirajo nelinearne odnose med podnebnimi spremenljiv.

Spremembe izgube ob neizpolnitvi obveznosti obravnavajo vplive podnebnih tveganj na vrednost zavarovanja. Pri analizi tveganj banke pogosto uporabljajo izgube ob neizpolnitvi obveznosti (angl. Loss given default, v nadaljevanju LGD). Ta pove, kolikšen del posojila bo banka dokončno izgubila, če stranka ne more več odplačevati dolga. Scenariji fizične škode zahtevajo dinamično modeliranje LGD, ki upošteva vrednotenje nepremičnin po nesreči in ustreznost zavarovalnega kritja. Prehodna tveganja vplivajo na LGD prek upoštevanja »opuščenih« sredstev, zlasti za specializirano zavarovanje z omejeno alternativno uporabno vrednostjo. Analiza podnebnih scenarijev Federal Reserve (2024) kaže, da se LGD za zavarovanje, na katerega vpliva podnebje, v hudih scenarijih poveča za 15 do 30 %, kar bistveno spremeni izračune pričakovanih izgub.

3.4.5 Empirični dokazi uresničevanja kreditnega tveganja

Kvantitativne študije prinašajo vedno več dokazov o uresničevanju podnebnih tveganj v bančnih kreditnih portfeljih. Raziskava Hansena (2022) dokazuje, da so banke v obdobju od 2014 do 2020 zmanjšale posojila območjem, ki so jih prizadela podnebna tveganja, za do 4,7 %, pri čemer so bili učinki še posebej izraziti pri lokalnih bankah z osredotočenimi lokalnimi izpostavljenostmi. Zmanjšanje posojil odraža tako realizirane izgube kot tudi napovedne ponovne ocene tveganj, kar kaže na aktivno prilagajanje portfelja podnebnim tveganjem.

Sistematično vključevanje podnebnih tveganj v kreditna tveganja potrjujejo raziskave o oblikovanju cen posojil. Javadi in Masum (2021) sta analizirala podatke o globalnih sindiciranih posojilih in ugotovila, da posojilojemalci v državah z višjim podnebnim tveganjem plačujejo znatno višje razlike, pri čemer se učinki povečajo za posojila z daljšo zapadlostjo, kjer se podnebne negotovosti še dodatno povečajo. Razlika v cenah znaša v povprečju 25 bazičnih točk za izpostavljenost visokemu v primerjavi z nizkim podnebnim tveganjem, ob upoštevanju tradicionalnih kreditnih dejavnikov, kar kaže na priznanje trga glede kreditnih tveganj, povezanih s podnebnimi spremembami.

Študije uspešnosti portfeljev na institucionalni ravni kažejo heterogene učinke, ki temeljijo na praksah upravljanja podnebnih tveganj. Banke z uveljavljenimi okviri za obvladovanje podnebnih tveganj kažejo nižje realizirane izgube zaradi podnebnih dogodkov, kar kaže, da lahko proaktivno obvladovanje tveganj delno ublaži prenosne učinke. Vendar Campiglio in drugi (2023) opozarjajo, da se tudi dobro pripravljene institucije soočajo z ostankom tveganj zaradi sistemskih vplivov podnebnih sprememb, ki presegajo posamezne zmogljivosti za obvladovanje tveganj, in poudarja potrebo po usklajenih odzivih politike.

4 PODATKI

V tem poglavju so predstavljeni uporabljeni parametri v magistrskem delu. Zaradi uporabe panelne regresije sem potreboval širok nabor spremenljivk, ki so v naslednjih podpoglavjih ločene na ekonomske spremenljivke ter spremenljivke prehodnih tveganj. Podatke sem pridobil iz Bloombergove baze podatkov s pomočjo Bloombergovega terminala. Opazovano časovno obdobje je od leta 2007 do 2023, vrednosti so z zadnjega dne leta. V vzorcu je 52 bank iz držav EU, Norveške, Švice in VB.

4.1 Makroekonomske spremenljivke

Sprememba BDP: neposredno vpliva na bančni sektor, saj vpliva na povpraševanje po posojilih, sposobnost odplačevanja posojil in splošno gospodarsko aktivnost. Močna gospodarska rast običajno vodi v večje zadolževanje podjetij in posameznikov, kar povečuje prihodke bank iz obresti in provizij. Nasprotno pa se v obdobjih nizke ali negativne rasti

BDP lahko banke zaradi šibkega povpraševanja po posojilih in slabše kakovosti sredstev soočajo z višjimi stopnjami neplačil in manjšo dobičkonosnostjo. Za banke je rast BDP ključni barometer gospodarskega okolja, v katerem poslujejo (Liang in Reichert, 2006).

Inflacija: ima večplasten vpliv na bančni sektor. Zmerna inflacija lahko bankam koristi, saj zvišuje obrestne mere in s tem povečuje neto obrestne marže. Vendar pa previsoka inflacija predstavlja izziv, saj zmanjšuje realno vrednost posojil in vlog, povečuje operativne stroške in potencialno zmanjšuje povpraševanje po posojilih. Inflacija vpliva tudi na obnašanje potrošnikov in podjetij, saj vpliva na stopnjo odplačevanja posojil in vzorce varčevanja. Za banke je razumevanje dinamike inflacije ključnega pomena za oblikovanje cen finančnih produktov in učinkovito upravljanje obrestnih tveganj (Umar in drugi, 2014).

Obrestna mera: Naraščajoče obrestne mere na splošno kratkoročno izboljšajo dobičkonosnost bank s povečanjem neto obrestnih marž, saj so velike banke povečale dobičkonosnost svojih obrestno občutljivih operacij, pri čemer se donosi sredstev povečujejo bolj kot stroški financiranja. Vendar pa višje obrestne mere hkrati povečujejo kreditno tveganje, saj se posojilojemalci soočajo z večjim bremenom servisiranja dolga, saj lahko visoke obrestne mere negativno vplivajo na finančno stabilnost, saj slabšajo zmožnosti posojilojemalcev za odplačevanje posojil in povečujejo stopnje neplačil. Prilagajanje obrestnih mer centralne banke se pogosto uporablja za povečanje finančne stabilnosti, čeprav lahko ta politika povzroči, da banke ohranjajo bolj tvegane portfelje in potencialno potrebujejo višje kapitalske zahteve za ohranjanje finančne stabilnosti. Razmerje med obrestnimi merami in stabilnostjo bank se je sčasoma razvijalo, pri čemer imajo sodobne banke bolj raznolike vire financiranja in orodja za upravljanje tveganj v primerjavi s prejšnjimi desetletji (Kleymenova in drugi, 2024).

4.2 Spremenljivke poslovanja bank

V tabeli 1 so spremenljivke, ki so bile uporabljene v raziskavi, ter njihov opis. Nekatere niso bile uporabljene v končnih izračunih, saj je imel model večjo natančnost brez njih.

Tabela 1: Spremenljivke poslovanja bank

Spremenljivka	Označba v podatkih	Opis
Skupna sredstva	BS_TOT_ASSET	Predstavlja vsoto vseh sredstev podjetja, vključno s kratkoročnimi sredstvi in dolgoročnimi sredstvi.
Skupne obveznosti	BS_TOT_LIAB2	Vsota vseh kratkoročnih in dolgoročnih obveznosti.
Skupni kapital	BS_TOT_CAP	Skupni kapital je finančni kazalnik, ki predstavlja vsoto celotnega kapitala podjetja.
Razmerje skupnih depozitov in sredstev	DEPOSITS_TO_ASSETS	Uporablja se za oceno strukture financiranja banke in njene odvisnosti od depozitov strank.
Skupna posojila v primerjavi s skupnimi depoziti	TOT_LOAN_TO_TOT_DPST	To razmerje primerja skupni znesek denarja, ki ga je banka posodila v obliki posojil, s skupnim zneskom denarja, ki ga ima v depozitih.

se nadaljuje

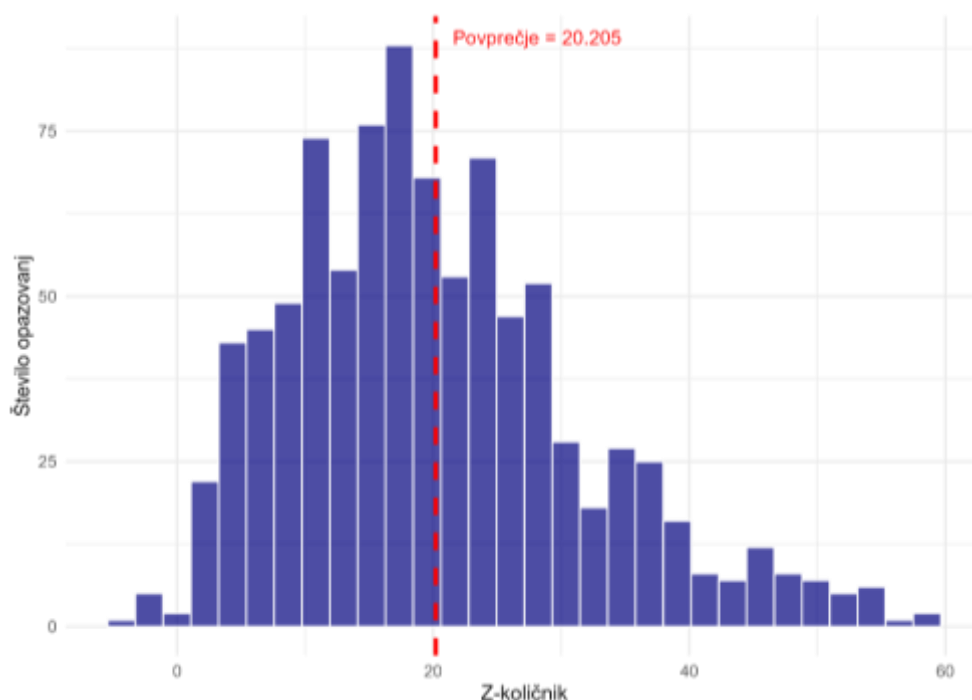
Tabela 1: Spremenljivke poslovanja bank (nad.)

Spremenljivka	Označba v podatkih	Opis
Razmerje cene delnice in zaslužka	PE_RATIO	Je način vrednotenja, ki primerja trenutno ceno delnice podjetja z dobičkom na delnico.
Bilančni varčevalni depoziti	BS_SVNG_DPST	Predstavlja skupno vrednost vseh varčevalnih depozitov, ki jih ima banka ali finančna institucija, kot je navedeno v njeni bilanci stanja.
Bloombergova petletna verjetnost stečaja	BB_5Y_DEFAULT_PROB	Predstavlja 5-letno kumulativno verjetnost neizpolnitve obveznosti podjetja. To je številčna vrednost, pogosto izražena v odstotkih, ki kaže verjetnost, da podjetje v naslednjih petih letih ne bo izpolnilo svojih finančnih obveznosti.
Prodaja, prihodki in promet podjetja	SALES_REV_TURN	Ti izrazi se pogosto uporabljajo kot sinonimi za skupni znesek denarja, ki ga podjetje prejme iz svojih poslovnih dejavnosti, kot je prodaja blaga ali storitev, pred odbitkom vseh stroškov.
Ocena analitikov	BEST_ANALYST_RATING	Predstavlja soglasno mnenje analitikov z Wall Streeta o določeni delnici. Gre za enotno številčno vrednost, ki povzema skupne ocene več analitikov in omogoča hiter pregled strokovnega mnenja o prihodnjem poslovanju podjetja.
Razmerje celotnega bilančnega kapitala ter tveganju izpostavljenega kapitala	BS_TOT_CAP_TO_RISK_BASE_CAP	Uporablja se za oceno finančne moči in kapitalske ustreznosti banke ali druge finančne institucije.
S tveganjem ponderirana sredstva	BS_RISK_WEIGHTED_ASSETS	Tveganju prilagojena sredstva so sredstva finančne institucije, ki jim je bila dodeljena utež tveganja na podlagi njihovega zaznavnega tveganja.
Razmerje med skupnim kapitalom in tveganju prilagojeno aktivo	BS_TOT_CAP_TO_RISK_BASE_CAP.1	Je kazalnik, ki prikazuje koliko kapitala ima banka v primerjavi s svojimi tveganju prilagojenimi sredstvi.
Dobiček iz poslovanja	Net_Income	Je pomembna postavka, ki se uporablja za merjenje dobičkonosnosti podjetja.
Razmerje dobička in sredstev	ROA	Razmerje dobička in sredstev, ki je eden pomembnejših kazalnikov učinkovitosti poslovanja.
Kapital v razmerju do sredstev	equity_to_assets	Kapital v razmerju do sredstev pokaže, kolikšen delež vseh sredstev podjetja (ali banke) je financiran z lastniškim kapitalom in ne z obveznostmi.

Vir: lastno delo.

Na sliki 1 je prikazana porazdelitev Z-količnika, ki sem ga uporabil v vzorcu pri analizi. Izračunan je iz vrednosti spremenljivk poslovanja bank, opisanih v tabeli 1, z uporabo formule, ki je razložena v 2.2.1 podpoglavju. Povprečna vrednost Z-količnika v vzorcu je 20,205. Najnižja vrednost Z-količnika v vzorcu je -3,95 ter maksimalna 58,97. Opisna statistika spremenljivk poslovanja bank, ki so opisane v tabeli 1, so v prilogi 1.

Slika 1: Porazdelitev Z-količnika



Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

4.3 Spremenljivke prehodnih tveganj

Bloombergova ocena okoljskih, družbenih in upravljavskih kazalnikov (angl. environmental, social and governance, v nadaljevanju ESG) je metrika, ki jo zagotavlja Bloomberg in ocenjuje obseg razkritij podjetja o okoljskih, družbenih in upravljavskih vidikih. Njen namen je pomagati vlagateljem oceniti preglednost in zavezanost podjetja praksam ESG z merjenjem, koliko informacij podjetje javno razkrije o svojem delovanju na področju ESG. Namen Bloombergove ocene razkritja ESG pomaga vlagateljem razumeti raven podrobnosti in preglednosti poročanja podjetja o ESG. Zagotavlja vpogled v to, kako dobro podjetje razkriva svoja tveganja, priložnosti in prakse, povezane z ESG. Ne meri neposredno uspešnosti ali rezultatov podjetja na področju ESG, temveč se osredotoča na kakovost in celovitost razkritij. Ocena se izračuna na podlagi količine podatkov ESG, ki jih podjetje javno razkrije, pri čemer se upošteva več kot 120 različnih podatkovnih točk iz okoljskih, družbenih in upravljavskih kategorij. Podatkovne točke zajemajo širok razpon dejavnikov ESG, vključno z emisijami GHG, porabo energije, porabo vode, ravnanjem z odpadki, raznolikostjo zaposlenih, praksami na področju človekovih pravic, nadomestili vodstvu, sestavo upravnega odbora in drugimi. Število točk je od 0 do 100. Višje število točk pomeni bolj celovita in pregledna razkritja ESG, medtem ko nižje število točk kaže na omejeno razkritje (ESG-advising, brez datuma).

ESG dejavniki se delijo na okoljske, socialne in upravljske dejavnike:

- Okoljski: V tej kategoriji se ocenjujejo razkritja, povezana z vplivom na okolje, kot so ogljični odtis, uporaba virov, prakse okoljskega upravljanja in tveganja, povezana s podnebjem.
- Družbeni: V tej kategoriji se ocenjujejo razkritja v zvezi z družbenimi vprašanji, vključno z delovnimi praksami, odnosi z zaposlenimi, raznolikostjo in vključevanjem, vključevanjem skupnosti in varnostjo izdelkov.
- Upravljavski: Ta kategorija preverja razkritja o praksah korporativnega upravljanja, vključno z raznolikostjo upravnih odborov, plačilom vodilnih delavcev, pravicami delničarjev, poslovno etiko in protikorupcijskimi ukrepi.

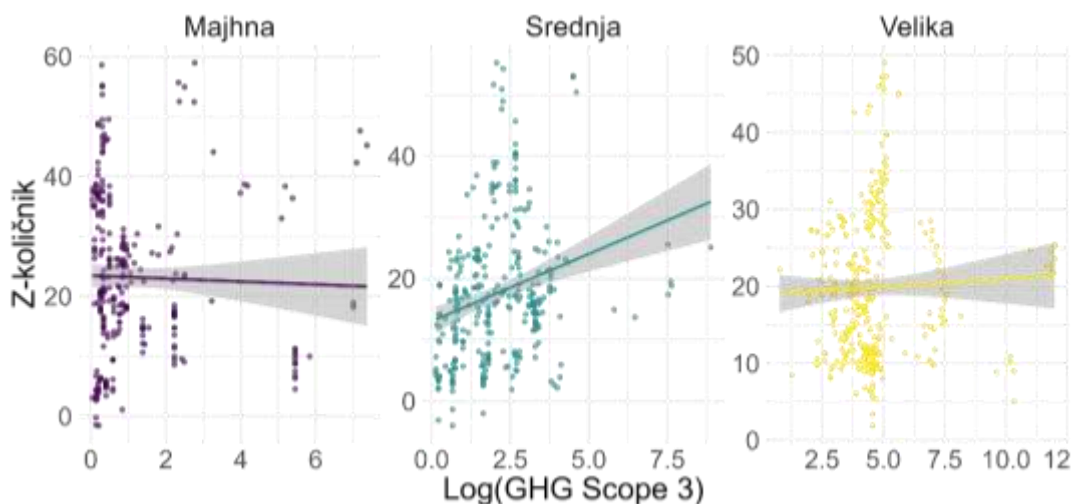
Bloomberg zbira podatke ESG iz javno dostopnih virov, kot so poročila o trajnostnem razvoju podjetij, letna poročila, regulativne prijave, spletna mesta podjetij in neposredna razkritja podjetij. Ocena temelji na stopnji podrobnosti teh razkritij in pogostosti njihovega posodabljanja. Ocena razkritja ESG ne meri dejanskega vpliva ali uspešnosti podjetja na ESG, saj odraža le obseg in preglednost razkritij. Visoka ocena razkritja ne pomeni nujno, da ima podjetje dobre prakse ali uspešnost na področju ESG, pomeni pa, da podjetje izčrpno poroča (ESG-advising, brez datuma).

Spremenljivki GHG obsega 1 in 3 (angl. GHG SCOPE 1 in GHG SCOPE 3) je Bloomberg razvil kot model za ocenjevanje emisij GHG podjetij, ki temelji na strojnem učenju. Bloombergov model GHG ocenjuje neposredne (obseg 1) in posredne (obseg 2 in obseg 3) emisije za podjetja z zadostno količino razpoložljivih podatkov. Ocenjevanje ogljičnega odtisa podjetij je že samo po sebi zapletena naloga, poleg tega so podatki, potrebni za ocenjevanje, nepopolni in jih za podjetja, ki jih je treba oceniti, pogosto primanjkuje. Linearni modeli zagotavljajo visoko stopnjo razložljivosti, vendar imajo težave, kadar osnovni podatki vsebujejo soodvisne odnose, manjkajoče vrednosti in kategorične informacije oziroma vprašanja, s katerimi se soočamo pri pripravi ocen GHG. Bolj zapleteni modeli strojnega učenja, kot so regresijska drevesa, se lahko naravno naučijo zapletenih odnosov v podatkih, obravnavajo manjkajoče vrednosti, obdelujejo kategorične podatke in modelirajo šum, značilen za emisije GHG (GHG protocol, brez datuma). Bloombergov model GHG uporablja več podatkovnih nizov, kot so lokacija podjetja, velikost ter ESG podatki, razčlenitev prihodkov po industrijskih sektorjih ter podatki o podjetjih, specifičnih za posamezno panogo. Primeri podatkov, specifičnih za posamezno panogo, so vir energije (npr. fosilna goriva, sonce, veter), ki ga uporabljajo podjetja za proizvodnjo električne energije, ali podatki o proizvodnji cementnih, jeklarskih ter naftnih in plinskih podjetij. Skupaj model uporablja več kot 800 posameznih funkcij.

Do nedavnega se je večina podjetij osredotočala na merjenje emisij iz lastnih dejavnosti in porabe električne energije. S tem pa so se izognila poročati emisije, za katere je podjetje odgovorno posredno, na primer blago, ki ga kupuje. Dejansko večina skupnih emisij podjetij prihaja iz virov iz obsega 3, kar pomeni, da so mnoga podjetja zamudila pomembne priložnosti za izboljšave. Standard obsega 3 je mednarodno sprejeta metoda, s katero lahko podjetja upoštevajo tovrstne emisije v vrednostni verigi. Uporabniki standarda zdaj

upoštevajo emisije iz 15 kategorij dejavnosti obsega 3, in sicer v predhodnih in nadaljnjih fazah poslovanja. Okvir obsega 3 podpira tudi strategije za partnerstvo z dobavitelji in strankami pri obravnavi podnebnih vplivov v celotni vrednostni verigi (GHG protocol, brez datuma). Slika 2 prikazuje podatke uporabljene v tem delu. Prikazano je razmerje med Z-količnikom ter količino GHG glede na velikost banke.

Slika 2: Razmerje Z-količnika ter GHG po velikosti banke



Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

Ker vlade uvajajo strožje davke na ogljične izpuste in politike ničnih neto toplogrednih izpustov, se lahko zgodi, da bodo poslovni modeli posojilojemalcev z visokimi emisijami ogljika (npr. termoelektrarne na premog ali tradicionalni proizvajalci avtomobilov) postali neizvedljivi. To prehodno tveganje lahko privede do nenadnega povečanja števila nedonosnih posojil. Če je posojilna knjiga banke močno usmerjena v podjetja z visokimi emisijami obsega 3, bi lahko hitra sprememba politike povzročila znatno zmanjšanje kapitala. Prehodna tveganja delujejo kot šok na izkaz poslovnega izida posojilojemalca. Na primer, davek na ogljik neposredno poveča obratovalne stroške podjetja z visokimi emisijami. Če to podjetje teh stroškov ne more prenesti na potrošnike, se njegove dobičkonosne marže zmanjšajo, kar zmanjša njegovo sposobnost odplačevanja dolga. Hkrati lahko tehnološke spremembe povzročijo padec povpraševanja po izdelkih posojilojemalca, kar dodatno zmanjša prihodke. Ko postanejo denarni tokovi nestabilni ali nezadostni, se verjetnost neplačila posojilojemalca znatno poveča (Bolton in drugi, 2020).

5 METODOLOGIJA EMPIRIČNE RAZISKAVE

V tem poglavju bom pojasnil metodologijo, ki je uporabljena v moji raziskavi. Kot omenjeno, je bila uporabljena metoda panelne regresije podatkov, kjer sem preverjal vpliv podnebnih tveganj na stabilnost bank. Analiza panelnih podatkov omogoča oceno konceptualnih vidikov čez čas z analizo zaporednih let opazovanj istih finančnih institucij

in za določeno leto za celotno opazovano populacijo. Tako lahko ocenim vpliv ekonomskih in finančnih spremenljivk na finančno stabilnost, merjeno z Z-količnikom.

5.1 Opredelitev raziskovalnih vprašanj

Vprašanje 1: Ali prehodna podnebna tveganja negativno vplivajo na stabilnost bank?

Skušal bom ugotoviti korelacijo med indikatorjem prehodnih podnebnih tveganj in kazalnikom finančne stabilnosti bank. Raziskal bom, ali izpostavljenost bank ogljično intenzivnim sektorjem vpliva na stabilnosti. Moja hipoteza bo naslednja:

H_{01} : Izpusti toplogrednih plinov nimajo vpliva na stabilnost bank.

H_{A1} : Izpusti toplogrednih plinov imajo vpliv na stabilnost bank.

Vprašanje 2: Ali ocena razkrivanja okoljskih podatkov bank vpliva na stabilnost bank?

Preveril bom, ali obstaja povezava med oceno razkrivanja okoljskih podatkov ter stabilnostjo bank.

H_{02} : Med oceno razkrivanja okoljskih podatkov in stabilnostjo banke ni statistično pomembne povezave.

H_{A2} : Med oceno razkrivanja okoljskih podatkov in stabilnostjo banke je statistično pomembna povezava.

5.2 Opis metodologije

Panelna regresija je znana tudi kot longitudinalna ali presečna analiza časovnih vrst. Je statistična metoda, ki se uporablja za analizo podatkov, ki spremljajo več entitet (npr. posameznike, podjetja, države) v več časovnih obdobjih. Ta dvodimenzionalna struktura omogoča nadziranje spremenljivk, ki niso opazne ali jih je težko meriti, vendar so konstantne v času ali med entitetami. To odpravlja temeljno omejitev čiste presečne ali čiste časovne analize: možnost pristranskosti zaradi izpuščenih spremenljivk. Z večkratnim opazovanjem istih enot lahko panelni podatki upoštevajo neopaženo heterogenost, ki bi lahko ob neupoštevanju vodile do lažnih korelacij (Wooldridge, 2016).

5.2.1 Modela fiksnih in naključnih učinkov

Pri delu s panelnimi podatki, kjer opazovanja segajo tako v čas kot v posamezne enote (npr. podjetja, države ali banke), je nujno upoštevati neopazovano heterogenost, ki lahko pri neupoštevanju rezultatov povzroči napake (Borenstein in drugi, 2010). Modela fiksnih učinkov (angl. Fixed effects, v nadaljevanju FE) in naključnih učinkov (angl. Random

effects, v nadaljevanju RE) sta dva prevladujoča pristopa, ki se uporabljata v ekonometriji za zajem te spremenljivosti. Ti modeli razširjajo klasični linearni regresijski okvir z vključitvijo učinkov, značilnih za posamezno enoto, za katere se predpostavlja, da ostanejo konstantni v času za vsako presečno enoto. Splošna struktura modela panelnih podatkov lahko predstavi kot:

$$Y_{it} = \alpha_i + \beta X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

Pri tem Y_{it} označuje odvisno spremenljivko za enoto i v času t , X_{it} je vektor opazovanih pojasnjevalnih spremenljivk, β je ustrezeni vektor koeficientov, ε_{it} pa je izraz idiosinkratične napake. Ključni dodatek k temu modelu je izraz α_i , ki zajema vse časovno spremenljive značilnosti, značilne za vsako enoto. Obravnava tega izraza α_i razlikuje model s FE od RE modela.

V modelu FE se α_i obravnava kot niz neznanih parametrov, ki jih je treba oceniti. Ta pristop je najprimernejši, kadar obstaja razlog za domnevo, da so neopazovani individualni učinki korelirani s pojasnjevalnimi spremenljivkami. S tem ko se osredotoča samo na spremembe znotraj enote v času, ocena FE učinkovito odstrani vpliv časovno spremenljivih izpuščenih spremenljivk in tako nadzoruje morebitne vire endogenosti. Za izvedbo ocene s FE se podatki preoblikujejo s transformacijo »znotraj«, pri čemer se od vrednosti vsake spremenljivke odšteje njeno časovno povprečje:

$$Y_{it} - \bar{Y}_i = \beta(X_{it} - \bar{X}_i) + (\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i) \quad (6)$$

S tem preoblikovanjem se iz enačbe v celoti odstrani α_i , s čimer se zagotovi, da model oceni učinek časovno spremenljivih pojasnjevalnih spremenljivk na odvisno spremenljivko in hkrati nadzoruje neopazovano heterogenost med enotami.

Nasprotno pa se v modelu RE predpostavlja, da je α_i naključno izbrana iz porazdelitve s srednjo vrednostjo nič in konstantno varianco, in kar je pomembno, predpostavlja se, da ni korelirana z regresorji. Model RE je zapisan kot:

$$Y_{it} = \alpha + \beta X_{it} + u_i + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

kjer je α skupna intercepcija za vse enote, u_i je naključni individualno specifični učinek, ε_{it} pa je izraz idiosinkratične napake. Ob predpostavki RE je struktura napake sestavljena iz dveh komponent: u_i , ki se spreminja po enotah, vendar je konstantna v času, in ε_{it} , ki se spreminja v času in enotah. Ta model omogoča ocenjevanje z uporabo posplošenih najmanjših kvadratov (angl. Generalized least squares, v nadaljevanju GLS), ki izkorišča tako variabilnost znotraj enote kot med enotami, zaradi česar so ocene učinkovitejše od modela FE, če so izpolnjene osnovne predpostavke (Hsiao, 2007).

Izbira med FE in RE ni zgolj teoretična, ima neposredne posledice za ocenjevanje in sklepanje modelov. Za empirično določitev ustreznega modela se lahko uporabi Hausmanov

(1978) test specifikacije. Ničelna hipoteza testa je, da posamezni učinki niso korelirani z regresorji, kar govori v prid modelu RE. Zavrnitev ničelne hipoteze pomeni, da je primernejši model FE, saj bi bila ocena RE nekonsistentna. Hausmanov test tako zagotavlja sistematičen način ocenjevanja verodostojnosti identifikacijske predpostavke modela RE.

Z vidika razgradnje variance model RE omogoča vpogled v vire variabilnosti odvisne spremenljivke. Razpršenost sestavljenega izraza napake se lahko izrazi kot:

$$Var(\varepsilon_{it}^{RE}) = \sigma_u^2 + \sigma_\varepsilon^2 \quad (8)$$

kjer je σ_u^2 različica RE, značilnega za enoto, in σ_ε^2 varianta idiosinkratične napake. Delež skupne variance, ki ga je mogoče pripisati razlikam med enotami, je podan s koeficientom korelacije znotraj razreda:

$$\rho = \frac{\sigma_u^2}{\sigma_u^2 + \sigma_\varepsilon^2} \quad (9)$$

Visoka vrednost ρ kaže, da ima neopazovana heterogenost pomembno vlogo pri pojasnjevanju razlik v odvisni spremenljivki. V takih primerih se lahko RE zdijo privlačni zaradi večje učinkovitosti. Vendar ta učinkovitost velja le, če je izpolnjena predpostavka o odsotnosti korelacije med u_i in X_{it} , predpostavka, ki v praksi pogosto ne drži.

Pri panelni metodologiji je pomemben nadzor vpliva neopazovane heterogenosti, ki jo predstavljajo naključni parametri, da bi dobili veljavno sklepanje iz specifikacije (Hsiao, 2007). Zaradi lažjega razlaganja se predpostavi, da ni nobenih časovno specifičnih učinkov in da lahko posamezne časovno spremenljive učinke zajamemo z naključno spremenljivko, ki se jo obravnava kot napako enačbe. Z drugimi besedami, prisotni so samo učinki, značilni za posameznika α_i . Predpostavlja se lahko, da so učinki, značilni za posameznika α_i , naključni ali fiksni. Standardna predpostavka za RE je, da so ti učinki naključno porazdeljeni s skupno srednjo vrednostjo in so neodvisni od fiksnega x_{it} .

Prednosti specifikacije RE so, da število parametrov ostane konstantno, ko se poveča velikost vzorca. Omogoča izpeljavo učinkovite cenilke, ki uporablja tako variacije znotraj skupine kot tudi med skupinami. Prav tako omogoča ocenjevanje vpliva časovno nespremenljivih spremenljivk. Pomanjkljivost je, da je treba določiti pogojno gostoto α_i ob danih $\underline{x}_i = (x_{it}, \dots, x_{iT})$, $f(\alpha_i | \underline{x}_i)$, medtem ko α_i ni mogoče zaznati. Običajna predpostavka je, da je $f(\alpha_i | \underline{x}_i)$ enaka mejni gostoti $f(\alpha_i)$. Če pa so učinki povezani z $\underline{x}_{it}$ ali če obstaja bistvena razlika med posameznimi enotami, oziroma, če je pogojen z $\underline{x}_{it}$, y_{it} ne moremo obravnavati kot naključno črpanje iz skupne porazdelitve, je skupni model RE napačno opredeljen in dobljena ocena je pristranska (Hsiao, 2007).

Prednosti specifikacije FE so v tem, da se lahko dopušča, da so posamezni in/ali časovno specifični učinki korelirani s pojasnjevalnimi spremenljivkami x_{it} . Prav tako ni potrebno modeliranje njihove korelacijske vzorce. Pomanjkljivosti specifikacije FE je, da se število

neznanih parametrov povečuje s številom vzorčnih opazovanj. V primeru, ko je T (ali N za λ_t) končen, se pojavi klasični problem naključnih parametrov (Neyman in Scott, 1948). Uporaba modela FE ne omogoča ocenjevanja koeficientov, ki so časovno nespremenljivi.

Drugače povedano, prednosti specifikacije RE so slabosti specifikacije FE in slabosti specifikacije RE so prednosti specifikacije FE. Za izbiro med obema specifikacijama Hausman (1978) ugotavlja, da je ocena FE ali posplošena metoda trenutkov (angl. Generalized method of moments, v nadaljevanju GMM) θ_{FE} , konsistentna, kadar koli je α_i fiksna ali naključna, pogosto uporabljena ocena RE (ali GLS) θ_{RE} , pa je konsistentna in učinkovita le, kadar α_i res ni korelirana z x_{it} , in je nekonsistentna, če je α_i korelirana z x_{it} . Zato predlaga uporabo statistike

$$(\theta_{FE} - \theta_{RE}) [Cov(\theta_{FE}) - Cov(\theta_{RE})]^{-1} (\theta_{FE} - \theta_{RE}) \quad (10)$$

za testiranje specifikacij RE in FE. Statistika je asimptotično chi-kvadrat porazdeljena s stopnjami prostosti, ki so enake rangi $[Cov(\theta_{FE}) - Cov(\theta_{RE})]$.

Čeprav oba modela obravnavata neopazovano heterogenost, imata tudi skupne omejitve. Glavna med njimi je predpostavka o strogi eksogenosti regresorjev, kar pomeni, da morajo biti pojasnjevalne spremenljivke v vseh časovnih obdobjih nepovezane s členom napake. Kršitev te predpostavke, na primer zaradi povratnih učinkov ali napake merjenja, lahko povzroči pristranske in nekonsistentne ocene parametrov. Poleg tega modeli s FE izključujejo možnost ocenjevanja koeficientov časovno spremenljivih regresorjev, kar je lahko omejitev pri aplikacijah, kjer so take spremenljivke vsebinsko zanimive (Hsiao, 2007).

Kljub tem izzivom ostajajo modeli s FE in RE temeljna orodja v uporabni ekonometriji, zlasti pri analizi mikroekonomskih in finančnih panelnih podatkovnih nizov. Pogosto so bili uporabljeni v študijah, ki segajo od uspešnosti podjetij in upravljanja podjetij do stabilnosti bank in izpostavljenosti podnebnim tveganjem. V praksi izbire modela pogosto ne usmerjajo le statistični testi, temveč tudi struktura podatkov in narava raziskovalnega vprašanja. Na primer, v panelih z velikim številom presečnih enot in razmeroma malo časovnimi obdobji (tj. veliko N, malo T) imajo FE pogosto prednost zaradi svoje robustnosti na endogenost, ki izhaja iz izpuščenih spremenljivk. Nasprotno pa so v primeru, ko so v ospredju časovno spremenljive pojasnjevalne spremenljivke ali ko je predpostavka o neodvisnosti verjetna, primernejši RE (Borenstein in drugi, 2010).

5.2.2 Arellano-Bond ocena

Ob prisotnosti dinamičnih razmerij v panelnih podatkih, kjer pretekli rezultati vplivajo na trenutne rezultate, lahko standardni modeli s FE in RE dajo pristranske rezultate. Natančneje, vključitev zapoznele odvisne spremenljivke kot regresorja v model s FE povzroči korelacijo med zapoznelim rezultatom in členom napake, kar ima za posledico dinamično panelno pristranskost, ki se pogosto imenuje »Nickellova pristranskost« (Nickell, 1981). Za

reševanje tega vprašanja sta Arellano in Bond (1991) predlagala GMM, prilagojeno za dinamične panelne podatke z velikim številom presečnih enot (N) in razmeroma majhnim številom časovnih obdobj (T). Arellano-Bondova ocena temelji na prvi diferencirani enačbi panelnega modela za odstranitev neopazovanih individualno specifičnih učinkov in uporablja veljavne notranje instrumente za odpravo endogenosti.

Standardni dinamični panelni model je zapisan kot:

$$Y_{it} = \alpha Y_{it-1} + \beta X_{it} + \mu_i + \varepsilon_{it}, \quad (11)$$

kjer je Y_{it} odvisna spremenljivka, Y_{it-1} njen prvi zamik v času t-1, X_{it} so druge pojasnjevalne spremenljivke, μ_i je časovno variabilen individualno specifičen učinek, ε_{it} pa je izraz idiosinkratične napake. Za izločitev μ_i se model najprej diferencira:

$$\Delta Y_{it} = \alpha \Delta Y_{it-1} + \beta \Delta X_{it} + \Delta \varepsilon_{it} \quad (12)$$

Čeprav ta transformacija odpravi individualni učinek, uvede nov problem: ΔY_{it-1} je endogen, ker je prek ε_{it} povezan z $\Delta \varepsilon_{it}$. Arellano in Bond predlagata, da se za odpravo tega problema uporabijo globlji zaostanki odvisne spremenljivke v ravneh (npr. Y_{it-2} , Y_{it-3} itd.) kot veljavni instrumenti za diferencirani zaostanek ΔY_{it-1} , če členi napake niso serijsko korelirani. Ob predpostavki, da ni serijske korelacije v idiosinkratičnih napakah, in šibki eksogenosti regresorjev so te zakasnele ravni veljavni instrumenti in dobimo lahko konsistentne ocene α in β .

Ocenjevalni model deluje v okviru GMM, kjer so trenutni pogoji konstruirani z uporabo pogojev ortogonalnosti med časovno zamaknjenimi spremenljivkami in diferenciranimi členi napak. Enostopenjski GMM model uporablja matriko uteži, ki predpostavlja homoskedastičnost, medtem ko dvostopenjski ocenjevalec vključuje matriko uteži, ki je odporna na heteroskedastičnost in avtokorelacijo. Čeprav je dvostopenjska ocena asimptotično učinkovitejša, ima v končnih vzorcih pogosto težave z navzdol usmerjenimi standardnimi napakami. Za popravek tega odstopanja je Windmeijer (2005) predlagal popravek za končne vzorce za dvostopenjsko kovariančno matriko, kar je postal standard v empiričnih aplikacijah.

Ključni vidik pristopa Arellano-Bond (1991) je veljavnost uporabljenih instrumentov. Če je število instrumentov glede na velikost vzorca preveliko, lahko model postane pretirano prilagojen, ocene GMM pa nezanesljive. To vprašanje, znano kot »problem širjenja instrumentov«, lahko privede do pristranskih ocen in oslabljenih statističnih testov. Da bi se zavarovali pred njim, se omeji število instrumentov, na primer z zmanjšanjem matrike instrumentov ali omejitvijo globine zakasnitve. Veljavnost instrumentov se običajno ocenjuje s Hansenovim J-testom za pretirano identificiranje omejitev, pri čemer nezmožnost zavrnitve ničelne hipoteze potrjuje veljavnost instrumentov. Poleg tega Arellano in Bond priporočata testiranje avtokorelacije drugega reda v diferenciranih ostankih. Prisotnost korelacije AR(2) bi onemogočila uporabo zaostalih ravni kot instrumentov. Arellano-

Bondova ocena je postala temelj sodobnih empiričnih raziskav, ki vključujejo panelne podatke z dinamičnimi značilnostmi. Posebej uporaben je v primerih, kjer se pričakujejo povratni učinki in vztrajna dinamika, kot so naložbene odločitve podjetij, bančna stabilnost ali procesi makroekonomskega prilagajanja. Na primer, v študijah, ki analizirajo vpliv s podnebjem povezanih šokov na stabilnost bank, se pogosto upošteva zapozneli učinek kapitalske ustreznosti ali uspešnosti posojil, zato je Arellano-Bondova ocena naravna metodološka izbira. Zaradi sposobnosti obvladovanja endogenosti, pristranskosti izpuščenih spremenljivk in avtokorelacije je model primeren za finančne in gospodarske panele s kratkimi časovnimi vrstami.

Kljub svojim prednostim ocena ni brez omejitev. Za izdelavo uporabnih instrumentov potrebuje zadostne časovne razlike in se lahko slabo obnese, kadar je odvisna spremenljivka zelo obstojna, saj so zaostale ravni potem šibki instrumenti za prve razlike. V takih primerih lahko alternativne ocene, kot je sistemska ocena GMM, ki dopolnjujejo model z uporabo zakasnelih razlik kot instrumentov za enačbo ravni, zagotovijo boljše rezultate. Kljub temu je Arellano-Bondova ocena še vedno temeljno orodje za ocenjevanje dinamičnih modelov panelnih podatkov, saj zagotavlja zanesljiv okvir za razpletanje zapletenih medčasovnih razmerij ob upoštevanju individualne heterogenosti in endogenih povratnih informacij (Arellano in Bover, 1995).

5.2.3 Driscoll-Kraay-ov model robustnih standardnih napak

V ekonometriji panelnih podatkov je dosledno ocenjevanje standardnih napak ključnega pomena za veljavno statistično sklepanje, zlasti kadar podatki izkazujejo presečno odvisnost, serijsko korelacijo ali heteroskedastičnost. Hoechle (2007) v raziskavi poudari, da se standardne ocene FE ali RE običajno opirajo na predpostavke o neodvisnosti napak med paneli in časom, predpostavke, ki so v praksi pogosto kršene, zlasti v makroekonomskih ali finančnih panelnih okoljih. Na finančne kazalnike na nacionalni ravni ali bilančne spremenljivke na ravni podjetij na primer pogosto vplivajo globalni šoki, regulativne spremembe ali makroekonomski cikli, kar povzroča močno soodvisnost med presečnimi enotami. Če se takšne korelacijske strukture ne upoštevajo, so običajne standardne napake podcenjene, kar vodi do lažne statistične pomembnosti.

Da bi rešila to vprašanje, sta Driscoll in Kraay (1998) razvila neparametrično oceno kovariančne matrike, ki je odporna na heteroskedastičnost, avtokorelacijo in, kar je ključno, na medsektorsko odvisnost. Ta metoda je še posebej primerna za panelne podatkovne nize, kjer je število časovnih obdobij (T) zmerno veliko, presečna razsežnost (N) pa fiksna ali majhna. Ocena temelji na konceptu Newey-Westovih standardnih napak (Newey in West, 1987), ki jih razširja na panelno okolje s konstrukcijo heteroskedastičnosti in avtokorelacije skladne (HAC) ocene kovariančne matrike ocenjenih koeficientov.

Formalno lahko standardni panelni regresijski model zapišemo kot:

$$Y_{it} = X_{it}\beta + \varepsilon_{it}, \quad i = 1, \dots, N; \quad t = 1, \dots, T \quad (13)$$

kjer je Y_{it} odvisna spremenljivka, X_{it} je vektor regresorjev, β je vektor parametrov za oceno, ε_{it} pa je izraz napake. Ocenjevalni model predpostavlja, da je model ocenjen z notranjo transformacijo (FE) ali s prvimi razlikami in da lahko napaka pri testu kaže poljubne oblike odvisnosti časovnih vrst, vključno s serijsko korelacijo in sočasno korelacijo med enotami.

Ključni prispevek Driscolla in Kraaya (1998) je v njuni obravnavi kovariančne matrike ocen koeficientov. Njun pristop predpostavlja, da je časovna dimenzija zadostna za dosledno oceno dolgoročnih varianc. Ocena se izračuna z uporabo pristopa, ki temelji na jedru, pri čemer se uporabi »okenska funkcija« za nadzor števila zamikov, ki jih je treba vključiti v matriko avtokovariance. Običajno se uporablja Bartletovo jedro, pasovna širina (tj. število zamikov) pa se izbere ročno ali na podlagi samodejnih pravil, ki temeljijo na podatkih. Tako dobljene standardne napake so »robustne« v smislu, da niso odvisne od posebne strukture medsektorske korelacije. Namesto tega povprečijo presečne rezidualne kovariance čez čas in tako upoštevajo prisotnost skupnih šokov ali učinkov prelivanja med enotami. Zaradi te lastnosti je Driscoll-Kraayeva ocena še posebej primerna za empirične kontekste, ki vključujejo gospodarske regije, banke ali podjetja, ki delujejo v skupnih gospodarskih razmerah ali regulativnih okvirih.

Pomembna prednost te ocene je, da ne zahteva modeliranja strukture medsektorske odvisnosti, kot so prostorske uteži ali faktorske obremenitve. Zaradi tega je bolj prilagodljiv od izvedljivih GLS ali panelno korigiranih standardnih napak, ki zahtevajo predpostavke o naravi soodvisnosti. Poleg tega je Driscoll-Kraayeva metoda preprosta za izvajanje in računsko učinkovita, zlasti v statističnih programskih okoljih, kot sta R in Stata, kjer je na voljo prek namenskih paketov ali ukazov. Kljub temu ocena ni brez omejitev (Hoechle, 2007). Asimptotično je upravičena ob predpostavki, da T teži k neskončnosti, zaradi česar je manj zanesljiva za primere s kratkimi časovnimi razsežnostmi. Kadar je T majhen (npr. manj kot 15 časovnih obdobj), lahko ocenjevalec trpi zaradi znatne pristranskosti v majhnem vzorcu, zato so morda primernejši alternativni popravki ali metode. Poleg tega, čeprav omogoča splošne oblike odvisnosti, ne omogoča vpogleda v strukturo ali izvor same presečne korelacije.

V okviru finančnih in makroekonomskih raziskav so Driscoll-Kraayeve standardne napake postale pomembno orodje za reševanje vprašanj robustnosti v regresijski analizi. Pogosto se uporabljajo v empiričnih študijah, kjer se pričakuje, da bodo neopazovani globalni dejavniki, kot so finančna okužba, cenovni šoki pri blagu ali regulativno usklajevanje, vplivali na vse enote v panelu. V takih okoljih lahko neupoštevanje te odvisnosti privede do preveč zanesljivega sklepanja in zavajajočih zaključkov. Z zagotavljanjem veljavnih standardnih napak ob minimalnih predpostavkah Driscoll-Kraayeva ocena pomembno prispeva k zanesljivosti empiričnih ugotovitev.

5.2.4 Model fiksnih učinkov z zakasnelo odvisno spremenljivko

Pri analizi panelnih podatkov je vključitev zapoznele odvisne spremenljivke kot regresorja pogosto utemeljena z dinamično naravo številnih gospodarskih in finančnih procesov. Na primer pri modeliranju dobičkonosnosti podjetij, stopenj neplačila posojil ali kapitalizacije bank je trenutna vrednost odvisne spremenljivke pogosto delno določena z njenimi preteklimi vrednostmi. Vključitev takšne dinamike raziskovalcu omogoča, da upošteva vztrajnost, procese prilagajanja in vztrajnost spremenljivke rezultata čez čas. Vendar pa kombinacija odvisne spremenljivke z zakasnitvijo s specifikacijo FE prinaša posebne ekonometrične izzive, ki jih je treba skrbno obravnavati. Model s FE z zamujeno odvisno spremenljivko je opredeljen kot:

$$Y_{it} = \alpha Y_{it-1} + X_{it} \beta + \mu_i + \varepsilon_{it}, \quad (14)$$

kjer je Y_{it} odvisna spremenljivka za enoto i v času t , Y_{it-1} je njen prvi zamik, X_{it} je vektor pojasnjevalnih spremenljivk, μ_i predstavlja neopazovane individualno specifične učinke, ε_{it} pa je izraz idiosinkratične napake. Koeficient α odraža stopnjo vztrajnosti ali odvisnosti od stanja v rezultatu, medtem ko β ocenjuje učinke časovno spremenljivih regresorjev. Vključitev koeficienta μ_i nadzoruje neopazovano heterogenost, ki je konstantna v času za vsako presečno enoto.

Ključna ekonometrična težava se pojavi, ker je zapoznela odvisna spremenljivka Y_{it-1} mehansko povezana s posameznim učinkom μ_i , ki je tudi sestavni del Y_{it-1} . Posledično tudi po uporabi transformacije znotraj (demeaning) ostane transformirana zapoznela odvisna spremenljivka endogena zaradi korelacije s transformiranim členom napake. Ta pojav povzroča tako imenovano Nickellovo pristranskost (Nickell, 1981), ki ne izgine z naraščanjem števila presečnih enot N in je še posebej huda v panelih z majhnimi časovnimi razsežnostmi T . Da bi to bolje videli, postane model, ki se preoblikuje znotraj, naslednji:

$$Y_{it} - \bar{Y}_i = \alpha(Y_{it-1} - \bar{Y}_{i-1}) + (X_{it} - \bar{X}_i) + (\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i) \quad (15)$$

Čeprav je μ_i odstranjen iz enačbe, je transformirano zamujena odvisna spremenljivka še vedno korelirana s transformiranim členom napake. To vodi do nekonsistentnih ocen metod navadnih najmanjših kvadratov (angl. Ordinary Least Squares - OLS) za α v panelih s kratkimi časovnimi obdobji. Za reševanje tega vprašanja so bili predlagani različni pristopi. Eden od teh pristopov je uporaba tehnik instrumentalnih spremenljivk, kot je Arellano-Bond GMM ocena, ki kot instrumente uporablja globlje zakasnitve Y . Nekatere študije uporabljajo tudi metode korekcije pristranskosti ali omejujejo uporabo zapoznelih odvisnih spremenljivk v panelih z zelo kratkimi časovnimi obdobji (Wilkins, 2018).

Kljub možnosti pristranskosti se modeli s FE z zapoznelimi odvisnimi spremenljivkami zaradi svoje intuitivne privlačnosti in relativne enostavnosti še vedno pogosto uporabljajo v empiričnih raziskavah. Kadar je časovna razsežnost zmerno velika (npr. $T \geq 20$), Nickellova pristranskost postane zanemarljiva in ocena s FE lahko zagotovi zanesljive rezultate. V takih

primerih model zajame tako časovno spremenljivo heterogenost s FE kot tudi dinamično pot rezultata z izrazom zakasnitve. Poleg tega ta specifikacija izboljša pojasnjevalno moč modela z upoštevanjem serijske korelacije v odvisni spremenljivki in zmanjšanjem pristranskosti izpuščenih spremenljivk zaradi vztrajnosti.

Prav tako je treba upoštevati lastnosti izraza napake ob prisotnosti zapoznele odvisne spremenljivke. Če je v ε_{it} prisotna serijska korelacija, je lahko zapoznela odvisna spremenljivka endogena poleg mehanske korelacije s FE. V takšnih primerih lahko uporaba robustnih standardnih napak, kot sta jih predlagala Driscoll in Kraay (1998), ali grozdnih standardnih napak pomaga zagotoviti veljavno sklepanje. Poleg tega se za oceno ustreznosti specifikacije dinamičnih FE priporočajo diagnostični testi za avtokorelacijo in stacionarnost, kot sta Wooldridgeov test za avtokorelacijo v panelnih podatkih ali testi panelnega korena enote.

V praktični uporabi je model FE z zamujeno odvisno spremenljivko še posebej dragocen pri modeliranju kratkoročne dinamike v gospodarskem ali finančnem obnašanju ob nadzoru latentne heterogenosti. Na primer pri analizi, kako pretekli kapitalski blažilniki vplivajo na sedanje kazalnike stabilnosti bank ali kako izpostavljenost podnebnim tveganjem v preteklih obdobjih vpliva na sedanje kreditne razmike, ta model zajame tako inercijo rezultatov kot strukturne razlike med enotami. Vendar morajo raziskovalci ostati previdni glede morebitne endogenosti in pristranskosti majhnega vzorca, ki sta neločljivo povezani z modelom, in po potrebi sprejeti robustne tehnike ocenjevanja ali razmisliti o dinamičnih panelnih ocenah za doslednejše sklepanje (Wilkins, 2018).

6 EMPIRIČNI REZULTATI ANALIZE

6.1 Panelna regresija

Empirična analiza vpliva okoljskih tveganj na stabilnost bančnega sektorja je prinesla več zanimivih ugotovitev, ki deloma potrjujejo, deloma pa zavračajo začetne hipoteze. V tem poglavju predstavljam ključne rezultate ekonometrične analize, ki temelji na panelnih podatkih 52 evropskih bank v obdobju od 2007 do 2023. Analiza je bila izvedena z uporabo različnih ekonometričnih specifikacij, pri čemer sem testiral ustreznost modelov.

6.1.1 Rezultati regresije za toplogredne pline

Pred predstavitvijo glavnih rezultatov je pomembno poudariti, da je bila izbira ekonometričnega modela utemeljena na formalnih statističnih testih. Hausmanov test je z visoko statistično značilnostjo ($\chi^2 = 46,95$; $p < 0,001$) pokazal, da je model s FE primernejši od modela z RE. To nakazuje, da so nekatere neopazovane karakteristike bank, ki vplivajo na njihovo stabilnost, korelirane z vključenimi pojasnjevalnimi spremenljivkami.

Tabela 2: Rezultat panelne regresije

	Fiksni učinki	Naključni učinki	Dinamični FE
GHG obsega 3	0,00002***	0,00002***	0,00001***
Zamaknjen Z-količnik			0,2302***
Kapital/sredstva	196,3095***	194,8383***	163,2612***
Neto dobiček	0,0002***	0,0002***	0,0002***
Obrestna mera	-32,3168***	-33,1029***	-32,3545***
Stopnja inflacije	21,1165***	21,2774***	17,5692***
Konstanta		6,3172***	
Št. opazovanj	901	901	896
Prilagojen R²	0,5946	0,6005	0,6763
F Statistika	275,0371*** (df = 5; 845)	1.357,3960***	320,9902*** (df = 6; 839)

*Opombe: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$*

Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

Dodatni diagnostični testi so razkrili prisotnost serijske korelacije (Wooldridgeov test: $p < 0,001$), prečne odvisnosti (Pesaranov CD test: $p < 0,001$) in heteroskedastičnosti (Breusch-Paganov test: $p < 0,001$). Zaradi teh ugotovitev sem v vseh modelih uporabil Driscoll-Kraay robustne standardne napake, ki so odporne na vse tri zaznane probleme. Ta pristop zagotavlja, da so ocene standardnih napak in posledično tudi testi statistične značilnosti zanesljivi. Osnovno razmerje med podnebnim tveganjem in stabilnostjo bančnega sistema je ocenjeno z uporabo treh različnih panelnih podatkovnih modelov: model FE, model RE in dinamični model FE, ki vključuje zamaknjeno odvisno spremenljivko. Rezultati so združeni v tabeli 2.

Koeficient za emisije obsega 3 je pozitiven in statistično pomemben na ravni 1 % v vseh treh specifikacijah modela. To kaže na dosledno pozitivno povezavo med izpostavljenostjo banke posrednemu podnebnemu tveganju prek njenih posojilnih in investicijskih dejavnosti ter njeno poznejšo finančno stabilnostjo. Ta ugotovitev je z vidika čistega tveganja protislovna in kaže, da so banke z višjimi emisijami obsega 3 v povprečju povezane z višjimi Z-količnikom, kar pomeni večjo stabilnost.

Med kontrolnimi spremenljivkami je razmerje med kapitalom in sredstvi močan pozitiven in zelo pomemben determinant stabilnosti v vseh modelih, kar poudarja temeljno vlogo kapitalske ustreznosti. Tudi čisti dobiček kaže pozitiven in pomemben učinek, kar potrjuje, da dobičkonosnost povečuje stabilnost. Makroekonomski kontrolni dejavniki so enako pomembni: obrestne mere imajo pomemben negativen vpliv na stabilnost bank, verjetno zaradi povečanja stroškov zadolževanja in znižanja vrednosti sredstev, medtem ko inflacija kaže pomemben pozitiven koeficient, kar lahko odraža sposobnost bank, da prenesejo višje stroške ali izkoristijo nominalno povečanje cen sredstev.

Tabela 3: Preverjanje robustnosti

	Izhodišče	Log(GHG)	Intenziteta GHG	Zamaknjen GHG
GHG Scope 3	0,00002***			
Log(GHG obsega 3)		0,2578***		
GHG/sredstva			33,9698***	
Zamaknjen GHG obsega 3				0,00002***
Kapital/sredstva	196,3095***	195,3856***	196,0601***	196,7491***
Neto dobiček	0,0002***	0,0002***	0,0002***	0,0002***
Obrestna mera	-32,3168***	-30,8659***	-31,7678***	-32,7252***
Stopnja inflacije	21,1165***	18,7656***	20,6554***	21,2417***
Št. opazovanj	901	901	901	901
R²	0,6194	0,6233	0,6209	0,6206
Prilagojen R²	0,5946	0,5988	0,5963	0,5954
F Statistika	275,0371*** (df = 5; 845)	279,6300*** (df = 5; 845)	276,8395*** (df = 5; 845)	276,1302*** (df = 5; 844)

Opombe: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

Da bi zagotovil zanesljivost glavnih ugotovitev, je bila izvedena vrsta preverjanj robustnosti. Osnovni model FE sem ponovno ocenil z uporabo alternativnih meril okoljskega tveganja. Rezultati so prikazani na tabeli 3, izpostavim pa lahko naslednje:

- Log(GHG Scope 3): Uporaba naravnega logaritma za obravnavo asimetrije daje pozitiven in statistično pomemben koeficient (0,257).
- Intenzivnost emisij (GHG/sredstva): Uporaba intenzivnosti emisij namesto absolutnih emisij prav tako daje pozitiven in statistično pomemben koeficient (33,9698).
- Zamik emisij obsega 3: Uporaba enega obdobja zamika neodvisne spremenljivke za zmanjšanje pomislekov glede povratne vzročnosti potrjuje rezultat (0,00002).

Doslednost pozitivnega in pomembnega koeficienta v vseh alternativnih specifikacijah močno podpira ključno ugotovitev, da v tem nizu podatkov obstaja merljiva povezava med izpostavljenostjo emisij obsega 3 in stabilnostjo bank.

Diagnostika po oceni je pokazala več ekonometričnih težav, vključno z nenormalnimi ostanki, heteroskedastičnostjo in serijsko korelacijo. Uporaba robustnih standardnih napak v vseh poročanih modelih zmanjšuje vpliv heteroskedastičnosti in serijske korelacije na sklepanje. Poleg tega sta bila uporabljena dinamični FE model in Arellano-Bond GMM ocena, da se upošteva dinamična narava stabilnosti bank in potencialna endogenost.

Tabela 4: Rezultati GMM analize

Arellano-Bond GMM	
GHG obsega 3	0,000006
Zamaknjen Z-količnik	0,1302**
Kapital/sredstva	415,38***
Neto dobiček	0,0001*
Obrestna mera	98.614
Stopnja inflacije	64.806
Št. opazovanj	596
Sargan test	27,13 [0,964]
AR(1) test	-1,21 [0,226]
AR(2) test	0,85 [0,397]
Wald test	199,25***

Opombe: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

Rezultati GMM v tabeli 4 kažejo, da je koeficient za zamaknjeni Z-količnik pozitiven in pomemben, kar potrjuje vztrajnost stabilnosti bank v času. Čeprav je koeficient za emisije obsega 3 v modelu GMM pozitiven, ni statistično pomemben na konvencionalni ravni (p-vrednost = 0,13390). To kaže, da se po bolj strogem nadzoru endogenosti in dinamike močna pozitivna povezava lahko oslabi. Vendar Sarganov test (p-vrednost = 0,964) kaže, da so instrumenti veljavni in da ni zaznana avtokorelacija drugega reda, kar podpira celovitost modela. Vendar pa visoka p vrednost Sargan testa kaže, da so spremenljivke v modelu šibke. Ugotovitve iz statičnih FE modelov je zato treba razlagati kot trdne korelacije, medtem ko rezultati GMM svetujejo previdnost pri strogi vzročni razlagi.

V tabeli 5 prikazana analiza podskupin po ravni ESG razkriva pomembno razliko, saj je pri bankah z nizko in visoko ravno ESG koeficient GHG nepomemben, pri bankah s srednjo ravno ESG pa je koeficient GHG pozitiven in statistično zelo pomemben.

Tabela 5: Rezultati regresije po ravni ESG količnika

	Nizek ESG	Srednji ESG	Visok ESG
GHG obsega 3	-0,001	0,00001***	0,0000006
Kapital/sredstva	201,3000***	240,4700***	133,7000***
Neto dobiček	0,00005	0,0003***	0,0002***
Obrestna mera	-295.880	-39,4800**	0,9734
Stopnja inflacije	95.532	19,2480*	-33.830
Št. opazovanj	312	312	311
R²	0,643	0,7083	0,5635
Prilagojen R²	0,5844	0,6497	0,493

Opombe: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

To bi lahko pomenilo, da so banke s srednjim ESG v prehodni fazi, še vedno močno izpostavljene panogam z visokimi emisijami (in stabilnim razvojem), vendar to tveganje začenjajo odražati v svojih razkritjih, s čimer najbolj jasno ujemajo pozitivno povezavo. Banke z visokim ESG so morda že preusmerile svoje portfelje stran od takih panog in s tem pretrgale pozitivno povezavo med GHG obsega 3 in stabilnostjo.

Tabela 6: Rezultati regresije glede na velikost banke

	Majhne banke	Srednje banke	Velike banke
GHG obsega 3	0,0006	0,0005***	0,00001***
Kapital/sredstva	203,8677***	136,9583***	336,8454***
Neto dobiček	-0,0002	0,0003***	0,0002***
Obrestna mera	-31,7419*	-325.746	-134.582
Stopnja inflacije	32,1204*	192.828	31.435
Št. opazovanj	279	311	311
R²	0,6239	0,5328	0,8353
Prilagojen R²	0,585	0,4809	0,8221
F Statistika	83,5916*** (df = 5; 252)	63,6345*** (df = 5; 279)	291,0571*** (df = 5; 287)

*Opombe: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$*

Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

Rezultati po velikosti banke v tabeli 6 so skladni z analizo interakcij. Za majhne banke je koeficient GHG pozitiven, vendar pa je statistično nepomemben. Pri srednje velikih bankah je koeficient GHG pozitiven in statistično pomemben na ravni 1 %. Za velike banke koeficient GHG ostaja pozitiven in pomemben na ravni 1 %, čeprav je njegova vrednost manjša. Prilagojeni koeficient determinacije (Adj. $R^2 = 0,8221$) je visok za velike banke, kar kaže, da vključene spremenljivke zelo dobro pojasnjujejo njihovo stabilnost. Pomemben je tudi vpliv razmerja med kapitalom in sredstvi za velike banke. Ta rezultat kaže, da je pozitivna povezava med emisijami in stabilnostjo predvsem pojav srednjih in velikih bank, pri čemer je učinek najbolj pomemben z gospodarskega vidika za srednjo skupino.

6.1.2 Rezultati regresije za oceno razkrivanja okoljskih podatkov

V tem poglavju so predstavljeni empirični rezultati panelne regresijske analize, ki preučuje razmerje med okoljskimi dejavniki tveganja in stabilnostjo bančnega sistema, merjeno z Z-Količnikom.

Primarni model preučuje vpliv ocen razkritja okoljskih podatkov in kontrolnih spremenljivk na stabilnost bank. Kot je prikazano v tabeli 7, je koeficient za oceno razkrivanja okoljskih podatkov statistično nepomemben v vseh treh specifikacijah. To kaže, da v vzorcu raven razkritja okoljskih podatkov sama po sebi nima pomembnega neposrednega vpliva na

stabilnost bank, merjeno z Z-količnikom. Nasprotno pa imajo dejavniki, specifični za posamezne banke, močno pojasnjevalno moč. Razmerje med kapitalom in sredstvi kaže močno pozitivno in statistično pomembno povezavo z Z-količnikom v vseh modelih, kar potrjuje, da je višja kapitalska rezerva dosledno povezana z večjo stabilnostjo banke.

Tabela 7: Rezultat panelne regresije za oceno razkrivanja okoljskih podatkov

	Fiksni učinki	Naključni učinki	Dinamični FE
Zamaknjen			0,2280***
Z-količnik			
ocena razkrivanja	0,0015	0,0011	-0,00003
okoljskih podatkov			
Kapital/sredstva	196,8056***	195,1122***	164,0939***
Neto dobiček	0,0002***	0,0002***	0,0002***
Obrestna mera	-31,6710***	-32,6761***	-31,7640***
Stopnja inflacije	20,9128***	21,1205***	17,8462***
Konstanta		6,1346***	
Št. opazovanj	919	919	914
Prilagojen R²	0,5984	0,6022	0,6778
F Statistika	284,7552*** (df = 5; 862)	1,394.6000***	329,6367*** (df = 6; 856)

*Opombe: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$*

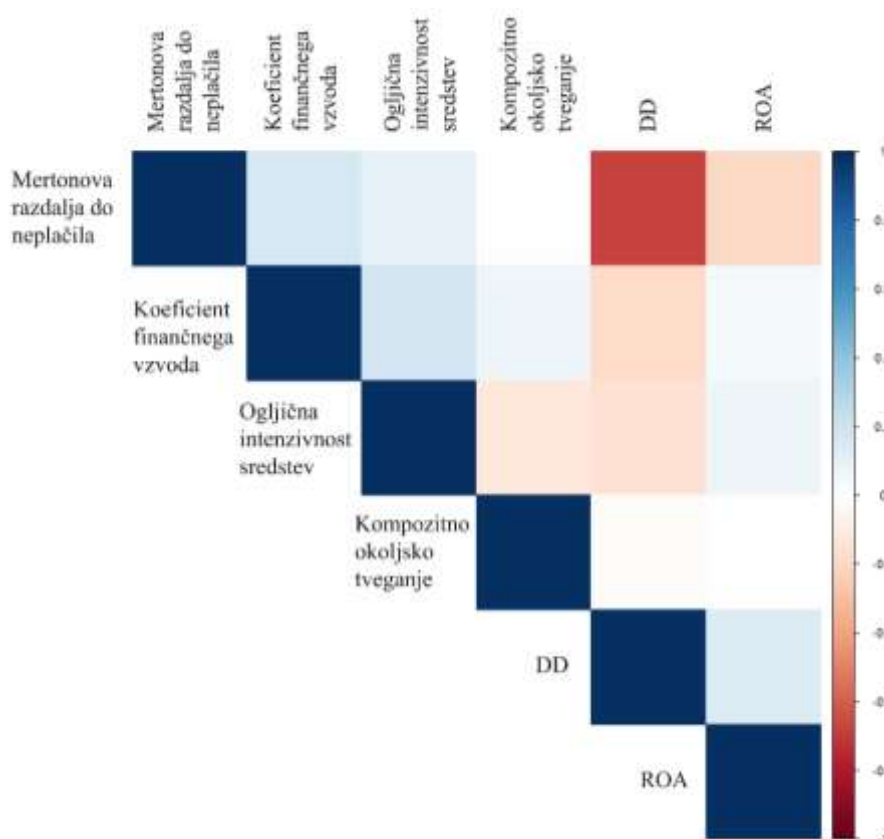
Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

Podobno ima čisti dobiček pozitiven in pomemben učinek, kar kaže, da so bolj donosne banke tudi stabilnejše. Glede makroekonomskih kontrolnih spremenljivk ima obrestna mera negativen in zelo pomemben koeficient, ki višje obrestne mere povezuje z nižjo stabilnostjo banke. Zanimivo je, da stopnja inflacije kaže pozitiven in pomemben koeficient v glavnih modelih. Dinamični model FE kaže največjo pojasnjevalno moč, vključitev zamika Z-količnika, ki je pozitiven in pomemben, pa potrjuje vztrajnost stabilnosti bank v času.

6.2 Rezultati Mertonovih modelov

V empirični analizi sem uporabil enak niz podatkov kot pri panelni regresiji. Ključne opisne statistike kažejo znatne razlike v merilih finančne stabilnosti in kazalnikih podnebnih tveganj v vzorcu. Povprečna razdalja do neplačila, izračunana z uporabo Mertonovega modela, kaže sposobnost strukturne metode za razlikovanje ravni tveganja med institucijami. Banke v vzorcu kažejo heterogene profile glede praks razkritja okoljskih podatkov in ogljične intenzivnosti, kar zagotavlja potrebno raznolikost za opredelitev učinkov podnebnih tveganj na merila stabilnosti. Na sliki 3 je predstavljena korelacijska matrika parametrov, uporabljenih v Mertonovem modelu, ki nam pokaže razmerja med spremenljivkami.

Slika 3: Korelacijska matrika parametrov iz Mertonovega modela



Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

Z izvajanjem Mertonovega modela so bili uspešno izračunani kazalniki oddaljenosti od neplačila za vse banke v vzorcu. Strukturni pristop h kreditnemu tveganju, ki lastniški kapital obravnava kot nakupno opcijo na sredstva podjetja, je zagotovil teoretično utemeljene kazalnike stabilnosti, ki odražajo bližino bank do nesolventnosti.

Z modelom 1 sem vzpostavil osnovno razmerje med tradicionalnimi finančnimi spremenljivkami in stabilnostjo bank, kar je prikazano v tabeli 8. Rezultati kažejo močno statistično pomembnost za finančni vzvod in logaritemsko vrednost sredstev, kar potrjuje uveljavljene odnose v bančni literaturi. Koeficient finančnega vzvoda $-0,187$ kaže, da višji finančni vzvod znatno zmanjša razdaljo do neplačila, kar je v skladu s teoretičnimi pričakovanji, da višji finančni vzvod poveča tveganje neplačila. Zelo pomemben pozitiven koeficient logaritemske vrednosti sredstev ($1,275$) kaže, da večje banke izkoriščajo učinke obsega, ki povečujejo stabilnost, kar morda odraža prednosti diverzifikacije in razloge, da so prevelike, da bi lahko propadle.

Model pojasnjuje 18,3 % variacije v razdalji do neizpolnitve obveznosti, kar predstavlja razumno izhodišče, glede na kompleksnost dejavnikov, ki vplivajo na stabilnost bank. F-statistika 38,29 s p-vrednostjo manj kot 0,01 potrjuje splošno statistično pomembnost tradicionalnega finančnega modela. Zlasti spremenljivka ROA kaže pozitiven, vendar

statistično nepomemben koeficient, kar lahko odraža zapleteno razmerje med donosnostjo in tveganjem v bančništvu. Čeprav višja donosnost običajno kaže na boljšo uspešnost, lahko pomeni tudi agresivne strategije tveganja, ki bi lahko povečale PD.

Tabela 8: Rezultat Mertonovega modela – razdalja do insolventnosti

	Model 1: Tradicionalni	Model 2: Podnebno tveganje	Model 3: Alternativna tveganja
Koeficient finančnega vzvoda	-0,1868***	-0,1652***	-0,1725***
ROA	27.072	38.256	31.633
Log(sredstva)	1,2747***	1,4259***	1,3891***
Kompozitno okoljsko tveganje		0,0021	
Ogljična intenzivnost sredstev		749.990***	
Tveganje tranzicije			0,0024
Intenzivnost obsega 1			2.003,9*
Št. opazovanj	569	569	558
R²	0,1827	0,2003	0,1918
F-statistika	38,2937*** (df = 3; 514)	25,64*** (df = 5; 512)	23,8269*** (df = 5; 502)

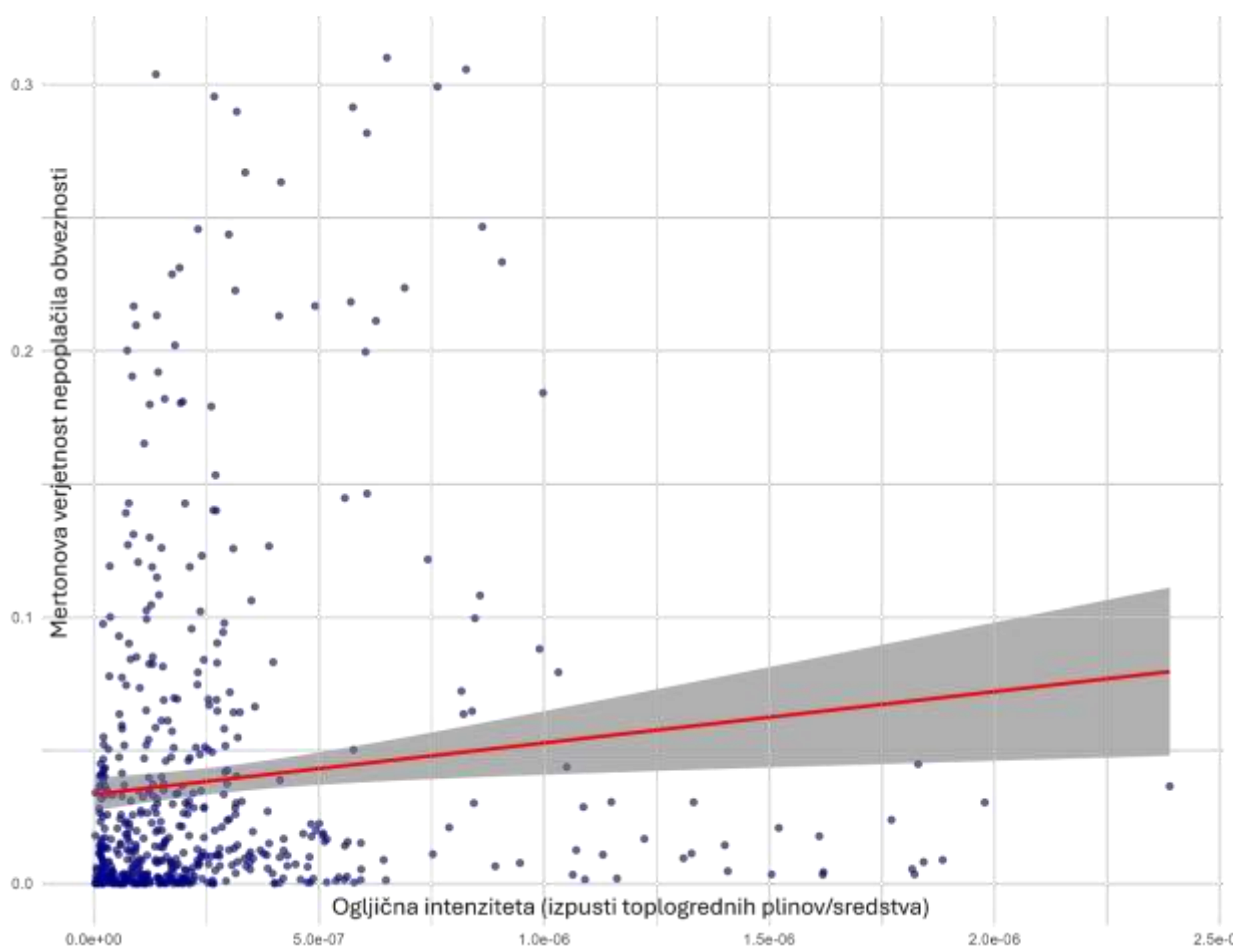
*Opombe: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$*

Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

Nato sem v model 2 poleg finančnih spremenljivk dodal spremenljivke podnebne tveganja, kar izboljša pojasnjevalno moč. Dodajanje sestavljenih ocen okoljskega tveganja in meril ogljične intenzivnosti poveča R^2 z 18,3 % na 20,0 %, kar predstavlja izboljšanje prilagodljivosti modela. Koeficient ogljične intenzivnosti predstavlja najbolj presenetljiv rezultat, saj ima statistično zelo pomemben pozitiven učinek (749.990, p-vrednost $< 0,01$) na oddaljenost od neplačila. Ta izsledek kaže, da banke z višjo ogljično intenzivnostjo v primerjavi s svojimi sredstvi dejansko kažejo večjo oddaljenost od neplačila, kar pomeni večjo stabilnost.

Sestavljena spremenljivka okoljskega tveganja kaže majhen pozitiven, vendar statistično nepomemben koeficient (0,002, p-vrednost = 0,921), kar kaže, da kombinirani ukrepi razkritja okoljskih podatkov in okoljske ocene ne vplivajo bistveno na trenutno oddaljenost od neizpolnitve obveznosti. Ta rezultat kaže, da kakovost poročanja o okolju in ocene okoljske uspešnosti, čeprav so pomembne za oceno zainteresiranih strani, v vzorčnem časovnem obdobju morda ne vplivajo neposredno na takojšnjo finančno stabilnost.

Slika 4: Razmerje verjetnosti neplačila in ogljične intenzitete



Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

V modelu 3 v tabeli 8 so uporabljene alternativne specifikacije podnebnih tveganj, kar so v tem primeru ukrepi za prehodno tveganje in intenzivnost ogljika obsega 1. Rezultati zagotavljajo dodatne vpogled v nianse odnosa med različnimi razsežnostmi podnebnih tveganj in stabilnostjo bank. Spremenljivka prehodnega tveganja, oblikovana kot obratna vrednost ocen razkritja okoljskih podatkov, kaže majhen pozitiven, vendar nepomemben koeficient (0,002, p-vrednost = 0,482). To kaže na to, da banke z nižjo kakovostjo razkritja okoljskih podatkov v sedanjem vzorcu ne kažejo nujno drugačnih profilov stabilnosti, kar morda odraža zgodnjo fazo vključevanja podnebnih tveganj na finančne trge v obdobju vzorčenja.

Ogljična intenzivnost obsega, ki predstavlja neposredne emisije v razmerju do sredstev, kaže pozitiven koeficient (2,004) z mejno pomembnostjo (p-vrednost = 0,094), kar je prikazano na sliki 4. Ta rezultat je podoben širšim ugotovitvam o intenzivnosti ogljika, kar kaže, da neposredne dejavnosti z visoko intenzivnostjo ogljika trenutno prispevajo k stabilnosti bank, namesto da jo zmanjšujejo.

Doslednost pozitivnih koeficientov v različnih specifikacijah intenzivnosti ogljika krepi interpretacijo, da so bile v obdobju vzorčenja izpostavljenosti z visoko intenzivnostjo ogljika povezane s stabilnimi finančnimi rezultati. Ta vzorec poudarja potencialno neskladje med trenutnimi finančnimi kazalniki in prihodnjimi tveganji, povezanimi s podnebnimi spremembami.

V naslednjem koraku sem uporabil modela 4a in 4b (tabela 9), ki preučujeta PD kot odvisno spremenljivko in zagotavljata dopolnilne informacije k analizi razdalje do neplačila. Modeli PD imajo na splošno manjšo pojasnjevalno moč (vrednosti R^2 6,8 % oziroma 11,0 %) zaradi njihove omejene narave. Model 4a potrjuje učinek finančnega vzvoda, opazovan v modelih razdalje do neplačila, pri čemer višji finančni vzvod znatno poveča PD (koeficient: 0,007, p-vrednost $< 0,001$). Logaritemska spremenljivka sredstev kaže negativno razmerje z PD (-0,024, p-vrednost $< 0,001$), kar je v skladu s stabilizacijskim učinkom velikosti banke.

Tabela 9: Rezultat Mertonovega modela – verjetnost insolventnosti

	Model 4a: Tradicionalni	Model 4b: Podnebno tveganje
Koeficient finančnega vzvoda	0,0074***	0,0058***
ROA	0,041	-0,0743
Log(sredstva)	-0,0237***	-0,0382***
Kompozitno okoljsko tveganje		0,0020*
Ogljična intenzivnost sredstev		-44,517***
Št. opazovanj	569	569
R²	0,0676	0,1098
F-statistika	12,4252*** (df = 3; 514)	12,6268*** (df = 5; 512)

*Opombe: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$*

Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).

Model 4b v okvir verjetnosti uvaja klimatske spremenljivke, kar daje rezultate, ki odražajo ugotovitve modela razdalje do neplačila. Ogljična intenzivnost ima negativen koeficient (-44.517, p-vrednost $< 0,001$), kar kaže, da je višja ogljična intenzivnost povezana z nižjo PD. Ta odnos potrjuje protislovno, a dosledno ugotovitev v vseh specifikacijah modela. Sestavljena spremenljivka okoljskega tveganja kaže pozitiven koeficient (0,002) z mejno pomembnostjo (p-vrednost = 0,056), kar kaže, da so višje ocene okoljskega tveganja lahko povezane z nekoliko povečano PD. Čeprav je velikost učinka majhna, ta rezultat kaže, da lahko okoljski dejavniki tveganja vplivajo na PD, čeprav z omejenim gospodarskim učinkom.

6.3 Rezultati in diskusija

Glede na prebrano gradivo pred pisanjem magistrskega dela sem pričakoval, da bom z raziskavo potrdil, da banke z nižjimi izpusti GHG poslujejo bolj stabilno. Prva hipoteza trdi,

da izpusti GHG nimajo vpliva na stabilnost bank. Rezultati glavne regresijske analize (tabela 2) to trditev zavračajo.

Koeficient je za spremenljivko GHG obsega 3 statistično značilen na ravni 1 % (p-vrednost $< 0,01$). Vrednosti koeficientov so pozitivne, kar nakazuje, da so višje emisije obsega 3, nekoliko protislovno, povezane z višjo stabilnostjo bank. V modelu s FE je ocenjeni koeficient 0,00002, kar pomeni, da povečanje emisij obsega 3 za 1 enoto povzroči minimalno povečanje Z-količnika. Čeprav je učinek statistično zelo značilen, je njegova ekonomska pomembnost zaradi zelo majhnih koeficientov omejena. To lahko nakazuje na kompleksno, nelinearno povezavo ali na vpliv drugih, v modelu nekontroliranih dejavnikov.

Najdba o pozitivni povezavi med emisijami obsega 3 in stabilnostjo je v nasprotju s pričakovanji, da bi podnebna tveganja ogrozila finančno zdravje bank. Ena od možnih razlag je, da banke z večjimi emisijami delujejo v kompleksnejših in bolj razvejanih poslovnih modelih, ki so bolj odporni na šoke. Prav tako so lahko te banke bolj ozaveščene o podnebnih tveganjih in zato že izvajajo učinkovitejše ukrepe za obvladovanje tveganj, kar se odraža v višji stabilnosti. Druga razlaga bi lahko bila, da trg teh tveganj še ni v celoti vključil v vrednotenje bank, kar bi lahko vodilo v podcenjevanje dejanskih ogroženosti.

Ugotovitve iz Mertonovega modela deloma potrjujejo in deloma dopolnjujejo rezultate panelne regresije. Tržne mere tveganja kažejo, da so banke z večjo izpostavljenostjo podnebnim tveganjem trenutno dojemane kot manj tvegane, kar je v nasprotju z mojimi pričakovanji. To lahko nakazuje, da so te banke bolj kapitalizirane za obvladovanje kompleksnih tveganj. Kljub temu obstaja nevarnost, da se lahko to razmerje hitro spremeni, ko bodo regulatorji in trgi bolj dosledno vrednotili podnebna tveganja.

Druga hipoteza preverja, če obstaja povezava med oceno razkrivanja okoljskih podatkov ter stabilnostjo bank. Ničelna hipoteza H_{02} pravi, da med oceno razkrivanja okoljskih podatkov in stabilnostjo banke ni statistično pomembne povezave, alternativna hipoteza H_{A2} pa predvideva statistično značilno razliko. Rezultati analize niso pokazali statistično značilne povezave, prav tako jih ni bilo v alternativnih modelih RE in dinamičnih FE.

Pri razlagi teh rezultatov je treba upoštevati več omejitev. Vzorčno obdobje 2007–2023 predstavlja prehodno fazo v ozaveščanju o podnebnih tveganjih in razvoju regulative. Prihodnje raziskave z daljšimi časovnimi vrstami bodo morda zajele drugačne odnose, saj se podnebne politike zaostrujejo in se izboljšuje ocenjevanje podnebnih tveganj. Ukrepi za zmanjšanje ogljične intenzivnosti so sicer celoviti, vendar morda ne zajemajo vseh razsežnosti izpostavljenosti podnebnim tveganjem, zlasti posredne izpostavljenosti, prek zapletenih finančnih instrumentov ali zunajbilančnih dejavnosti. Izboljšano zbiranje podatkov o celotnem obsegu izpostavljenosti bank podnebnim tveganjem bi okrepilo prihodnje analize.

Poleg tega se analiza osredotoča na ukrepe za stabilnost na ravni bank in ne obravnava potencialnih sistemskih tveganj, ki bi lahko nastala zaradi koreliranih izpostavljenosti

podnebnih tveganj v bančnem sektorju. Ocena sistemskih tveganj bi imela koristi od mrežnih pristopov, ki upoštevajo medsebojne povezave med institucijami, izpostavljenimi podnebnim tveganjem. Prihodnje raziskave bi morale preučiti tudi heterogene učinke podnebnih tveganj na različne vrste bank, geografske regije in poslovne modele.

7 SKLEP

Na podlagi dveh različnih, a dopolnjujočih se metodologij lahko sklepam, da prehodna podnebna tveganja niso abstrakten koncept, temveč dejavnik, ki že danes vpliva na finančno stabilnost bank. Njihov vpliv ni enostaven niti enoličen, ampak je prepleten z notranjimi kapacitetami bank za upravljanje in prilagajanje teh tveganj. Rezultati empirične analize prinašajo pomembne vpoglede v kompleksen odnos med okoljskimi tveganji in bančno stabilnostjo. Najpomembnejša ugotovitev je, da trenutno okoljska tveganja ne predstavljajo neposredne grožnje stabilnosti evropskega bančnega sektorja. Rezultati kažejo ravno nasprotno, banke z večjo izpostavljenostjo tem tveganjem izkazujejo višjo stabilnost. To lahko kaže na to, da tradicionalni poslovni modeli, ki vključujejo financiranje ogljično intenzivnih panog, še vedno ustvarjajo zadostne donose za ohranjanje stabilnosti.

Vendar pa ti rezultati ne smejo biti interpretirani kot signal, da okoljska tveganja niso pomembna. Dejstvo, da razkritja ne moderirajo osnovnega odnosa, nakazuje, da trenutni regulatorni pristopi, ki se osredotočajo predvsem na transparentnost, morda niso dovolj učinkoviti. Potrebni so bolj konkretni ukrepi za dejansko zmanjšanje izpostavljenosti okoljskim tveganjem, ne le izboljšanje poročanja o njih.

Rezultati tudi kažejo na potrebo po diferenciranem pristopu k regulaciji, ki upošteva različne sposobnosti bank pri upravljanju okoljskih tveganj. Velike banke se zdijo bolj opremljene za soočanje s temi tveganji, medtem ko bi male banke morda potrebovale dodatno podporo pri razvoju ustreznih sistemov upravljanja tveganj. V prihodnjih raziskavah bi bilo smiselno podrobneje raziskati dolgoročne učinke okoljskih tveganj, saj se lahko negativni vplivi pokažejo šele v daljšem časovnem obdobju, ko postanejo prehodni učinki podnebnih politik bolj izraziti.

Študija ni brez omejitev, saj so uporabljeni podatki o emisijah GHG obsega 3 v veliki meri ocene, kar lahko vnaša nezanesljivost. Prav tako se analiza osredotoča predvsem na prehodna tveganja, medtem ko fizična tveganja niso bila neposredno zajeta. Poleg tega pa vzorec zajema določeno časovno obdobje, v katerem so bila podnebna tveganja morda še v zgodnji fazi vrednotenja.

V nadaljnjih raziskavah bi bilo dobro razširiti analizo na fizična podnebna tveganja in njihovo interakcijo s prehodnimi ter uporabiti naprednejše metode za zajem prihodnjih pričakovanj o tveganjih, kot so analize besedil ali podatki iz izvedenih finančnih instrumentov. Zanimivo bi bilo tudi narediti raziskavo mehanizmov, s katerimi banke z visokim ESG blažijo negativne učinke podnebnih tveganj. Dodatna možnost za razširitev

raziskave pa bi bila študija, ki bi spremljala, kako se vpliv podnebnih tveganj spreminja s povečanjem regulatornih pritiskov in pogostostjo ekstremnih podnebnih dogodkov.

SEZNAM KLJUČNE LITERATURE

1. European Central Bank . (2021). *ECB economy-wide climate stress test*. European Central Bank.
<https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpops/ecb.op281~05a7735b1c.en.pdf>
2. Hsiao, C. (2007). Panel data analysis—advantages and challenges. *Test*, 16(1), 1–22.
<https://doi.org/10.1007/s11749-007-0046-x>
3. Chabot, M. in Bertrand, J. L. (2023). Climate risks and financial stability: Evidence from the European financial system. *Journal of Financial Stability*, 69, 101190.
<https://doi.org/10.1016/j.jfs.2023.101190>
4. Battiston, S., Dafermos, Y. in Monasterolo, I. (2021). Climate risks and financial stability. *Journal of Financial Stability*, 54, 100867.
<https://doi.org/10.1016/j.jfs.2021.100867>
5. Hannan, T.H. in Hanweck, G.A. (1988). Bank insolvency risk and the market for large certificates of deposit. *Journal of Money, Credit and Banking*, 20(2), 203–211.
<https://doi.org/10.2307/1992111>

LITERATURA IN VIRI

1. Acharya, V. V. in Richardson, M. (2009). *Restoring financial stability: How to repair a failed system*. John Wiley & Sons.
2. Akinci, O., Benigno, G., Del Negro, M., Nourbash, E. in Queraltó, A. (2023). *Financial Vulnerability and Macroeconomic Fragility* (No. 20230522). Federal Reserve Bank of New York.
3. Alogoskoufis, S., Dunz N., Emambakhsh T., Munoz M., Parisi L. in Salleo C. (2021) *ECB economy-wide climate stress test*. Occasional Paper Series, 281
<https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpops/ecb.op281~05a7735b1c.en.pdf>
4. Anderson, R. in Carverhill, A. (2012). Corporate liquidity and capital structure. *Review of Financial Studies*, 25(3), 797–837
5. Anginer, D., in Demirguc-Kunt, A. (2014). Has the global banking system become more fragile over time? *Journal of Financial Stability*, 13, 202–213
6. Arellano, M. in Bond, S.R. (1991). Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. *The review of economic studies*, 58(2), 277–297.
7. Arellano, M. in Bover, O. (1995). Another look at the instrumental variable estimation of error-components models. *Journal of econometrics*, 68(1), 29–51.

8. Asvanunt, A., Broadie, M. in Sundaresan, S. (2011). Managing corporate liquidity: Strategies and pricing implications. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 14(03), 369–406.
9. Barrot, J. N. in Sauvagnat, J. (2016). Input specificity and the propagation of idiosyncratic shocks in production networks. *The Quarterly Journal of Economics*, 131(3), 1543–1592.
10. Barth, J. R., Caprio Jr, G. in Levine, R. (2008). Bank regulations are changing: for better or worse?. *Comparative Economic Studies*, 50(4), 537–563.
11. Basel Committee on Banking Supervision. (2011). *Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems* (BCBS Working Paper No. 189). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>
12. Basel Committee on Banking Supervision. (2021). *Climate-related financial risks – measurement methodologies*. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/bcbs/publ/d518.pdf>
13. Batoudaki, T. (2023). *Double trouble: The rise of greenwashing and climate litigation for banks*. <https://www.sustainalytics.com/esg-research/resource/investors-esg-blog/double-trouble--the-rise-of-greenwashing-and-climate-litigation-for-banks>
14. Batten, S. (2018). Climate change and the macro-economy: a critical review. *Staff Working Paper*. Bank of England, 706.
15. Battiston, S., Mandel, A., Monasterolo, I., Schütze, F. in Visentin, G. (2017). A climate stress-test of the financial system. *Nature Climate Change*, 7(4), 283–288.
16. Bauer, M. D. in Rudebusch, G. D. (2023). The rising cost of climate change: evidence from the bond market. *Review of Economics and Statistics*, 105(5), 1255–1270.
17. Behn, M., Haselmann, R. in Vig, V. (2022). The limits of model-based regulation. *The Journal of Finance*, 77(3), 1635–1684.
18. Beltrán, A., Maddison, D. in Elliott, R. J. (2018). Is flood risk capitalised into property values?. *Ecological Economics*, 146, 668–685.
19. Beltratti, A. in Stulz, R. M. (2012). The credit crisis around the globe: Why did some banks perform better?. *Journal of financial economics*, 105(1), 1–17.
20. Berger, A. N. in Bouwman, C. H. S. (2013). How does capital affect bank performance during financial crises?. *Journal of Financial Economics*, 109(1), 146–176. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2013.02.008>
21. Bernardini, E., Di Giampaolo, J., Faiella, I. in Poli, R. (2021). The impact of carbon risk on stock returns: evidence from the European electric utilities. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 11(1), 1–26.
22. Bernstein, A., Gustafson, M. T. in Lewis, R. (2019). Disaster on the horizon: The price effect of sea level rise. *Journal of Financial Economics*, 134(2), 253–272.
23. Bloomberg L.P. (2024). Bloomberg terminal.
24. Bolton, P., Després, M., Pereira da Silva, L., Samama, F. in Svartzman, R. (2020). Green Swans’: central banks in the age of climate-related risks. *Banque de France Bulletin*, 229(8), 1–15.

25. Borenstein, M., Hedges, L. V., Higgins, J. P., in Rothstein, H. R. (2010). A basic introduction to fixed-effect and random-effects models for meta-analysis. *Research synthesis methods*, 1(2), 97–111.
26. Bouvard, M., Chaigneau, P., in Motta, A. D. (2015). Transparency in the financial system: Rollover risk and crises. *The Journal of Finance*, 70(4), 1805–1837
27. Boyd, J. H. in Runkle, D. E. (1993). Size and performance of banking firms: Testing the predictions of theory. *Journal of monetary economics*, 31(1), 47–67.
28. Boyd, J. H., Levine, R., in Smith, B. (1996). Inflation and financial market performance (Delovni dokument 96–17).
29. Bräuning, F. in Sheremirov, V. (2023). The historical effects of banking distress on economic activity. *Federal Reserve Bank of Boston Research Paper Series Current Policy Perspectives Paper*, (96216).
30. Brunnermeier, M. K., Abadi, J. in Koby, Y. (2023). The reversal interest rate. *American Economic Review*, 113(8), 2084–2120
31. Campiglio, E., Daumas, L., Monnin, P. in von Jagow, A. (2023). Climate-related risks in financial assets. *Journal of Economic Surveys*, 37(3), 950–992.
32. Capasso, G., Gianfrate, G., in Spinelli, M. (2020). Climate change and credit risk. *Journal of Cleaner Production*, 266, 121634.
33. Carbon Tracker Initiative. (2011). *Unburnable carbon: Are the world's financial markets carrying a carbon bubble?* <https://carbontracker.org/reports/carbon-bubble/>
34. Carney, M., de Galhau, F.V. in Elderson, F. (2019, 17. april). *Open Letter on Climate-Related Financial Risks*. <https://www.bankofengland.co.uk/news/2019/april/open-letter-on-climate-related-financial-risks>
35. Chenet, H., Ryan-Collins, J. in van Lerven, F. (2021). Finance, climate-change and radical uncertainty: Towards a precautionary approach to financial policy. *Ecological Economics*, 183, 106957.
36. Choi, D., Gam, Y. K., in Shin, H. (brez datuma). *Environmental reputation and bank liquidity under climate change risk* (Delovni dokument). https://acfr.aut.ac.nz/__data/assets/pdf_file/0006/580182/Yong-Kyu-Gam-ENVIRONMENT-and-BANK-LIQUIDITY.pdf
37. Dafermos, Y., Nikolaidi, M. in Galanis, G. (2018). Climate change, financial stability and monetary policy. *Ecological Economics*, 152, 219–234.
38. Delis, M., De Greiff, K. in Ongena, S. (2018). Being stranded on the carbon bubble? Climate policy risk and the pricing of bank loans. *SFI Research Paper*, 8–10.
39. Demirguc-Kunt, A. in Detragiache, E. (2011). Basel core principles and bank soundness: Does compliance matter? *Journal of Financial Stability*, 7(4), 179–190.
40. Demirguc-Kunt, A. in Huizinga, H. (2010). Bank activity and funding strategies: The impact on risk and returns. *Journal of Financial Economics*, 98(3), 626–650.
41. Diamond, D. W. in Dybvig, P. H. (2000). Bank runs, deposit insurance, and liquidity. *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 24(1), 14–23.

42. Dilger, E., Maheu, B., Molodtsova, L., Cruz, P. in Al Masri, M. (2024, 18. marec). *Emerging climate litigation impacts on the banking industry*. (Delovni dokument). SSRN.
43. Driscoll, J. C., in Kraay, A. C. (1998). Consistent covariance matrix estimation with spatially dependent panel data. *Review of economics and statistics*, 80(4), 549–560.
44. Dzholos, M. (2025, 16. april). *Community banks have maintained profitability in a high-interest rate environment*. <https://www.kansascityfed.org/research/economic-bulletin/community-banks-have-maintained-profitability-in-a-high-interest-rate-environment/>
45. Eisenbach, T. M., Kovner, A., in Lee, M. J. (2022). Cyber risk and the U.S. financial system: A pre-mortem analysis. *Journal of Financial Economics*, 145(3), 802–826.
46. ESG advising. (brez datuma). *Bloomberg ESG disclosure score*. <https://www.esg-advising.com/insights/bloombergs-esg-disclosure-score>
47. European Central Bank. (2020). *Guide on climate-related and environmental risks: Supervisory expectations relating to risk management and disclosure*. https://www.bankingsupervision.europa.eu/framework/legal-framework/public-consultations/pdf/climate-related_risks/ssm.202005_draft_guide_on_climate-related_and_environmental_risks.en.pdf
48. European Central Bank. (2023). *The macroeconomic impact of the transition to a low-carbon economy*. https://www.ecb.europa.eu/press/economic-bulletin/articles/2023/html/ecb.ebart202305_01~a6ff071a65.en.html
49. European Systemic Risk Board. (2020). *Positively green: Measuring climate change risks to financial stability*. https://www.esrb.europa.eu/pub/pdf/reports/esrb.report200608_on_Positively_green_-_Measuring_climate_change_risks_to_financial_stability~d903a83690.en.pdf
50. Federal Reserve. (2024). *Pilot climate scenario analysis exercise: Summary of results. Board of Governors of the Federal Reserve System*. <https://www.federalreserve.gov/publications/files/csa-exercise-summary-20240509.pdf>
51. Financial Stability Board. (2019). *Third-party dependencies in cloud services: Considerations on financial stability implications*. <https://www.fsb.org/uploads/P091219-2.pdf>
52. Financial Stability Board. (2020, 23. november). *The implications of climate change for financial stability*. <https://www.fsb.org/2020/11/the-implications-of-climate-change-for-financial-stability/>
53. Garbarino, N. in Guin, B. (2021). High water, no marks? Biased lending after extreme weather. *Journal of Financial Stability*, 54, 100874.
54. Gassebner, M., Keck, A. and the, R., (2010). Shaken, Not Stirred: The Impact of Disasters on International Trade. *Review of International Economics*, 18(2), 351–368.
55. Gertler, M., Kiyotaki, N., in Prestipino, A. (2020). A macroeconomic model with financial panics. *Review of Economic Studies*, 87(1), 240–288.

56. GHG protocol. (brez datuma). *Corporate value chain - scope 3 standard*. <https://ghgprotocol.org/corporate-value-chain-scope-3-standard>
57. Hafeez, B., Li, X., Kabir, M. H. in Tripe, D. (2022). Measuring bank risk: Forwardlooking z-score. *International Review of Financial Analysis*, 80, 102039.
58. Hallegatte, S. (2009). Strategies to adapt to an uncertain climate change. *Global environmental change*, 19(2), 240–247.
59. Hansen, L. P. (2022). Central banking challenges posed by uncertain climate change and natural disasters. *Journal of Monetary Economics*, 125, 1–15.
60. Hausman, J. A. (1978). Specification tests in econometrics. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 1251–1271.
61. Hoechle, D. (2007). Robust standard errors for panel regressions with cross-sectional dependence. *The stata journal*, 7(3), 281–312.
62. Huizinga, H. in Laeven L. (2012). Bank valuation and accounting discretion during a financial crisis. *Journal of Financial Economics*, 106(3), 614–634.
63. Javadi, S., in Masum, A. A. (2021). The impact of climate change on the cost of bank loans. *Journal of Corporate Finance*, 69, 102019.
64. Kacperczyk M. in Peydró J.-L. (2022). *Carbon emissions and the bank-lending channel* (Delovni dokument 991).
65. Kleymenova, A., Leu, L. in Vojtech, C. M. (2024). Is this time different: How are banks performing during the recent interest rate increases compared to 2004–2006?. *Board of Governors of the Federal Reserve System FEDS Notes*.
66. Kose, M. A., Prasad, E., Rogoff, K. in Wei, S. J. (2009). Financial globalization: A reappraisal. *IMF Staff papers*, 56(1), 8–62.
67. Kousky, C., Palim, M., in Pan, Y. (2020). Flood damage and mortgage credit risk: A case study of Hurricane Harvey. *Journal of Housing Research*, 29(S1), S86-S120.
68. Lamperti, F., Bosetti, V., Roventini, A. in Tavoni, M. (2019). The public costs of climate-induced financial instability. *Nature Climate Change*, 9(11), 829–833.
69. Liang, H. Y. in Reichert, A. (2006). The relationship between economic growth and banking sector development. *Banks & bank systems*, 1(2), 19–35.
70. Mahdi, I.B.S., Bouaziz, M. in Abbes, M.B. (2024) Does financial technology matter in the relationship between CSR and banks' financial stability? a quantile regression approach. *Environmental Science and Pollution Research*, 31(1), 1226–1243.
71. McGlade, C. in Ekins, P. (2015). The Geographical Distribution of Fossil Fuels Unused When Limiting Global Warming to 2°C. *Nature*, 517(7533), 187–190.
72. Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *Journal of Finance*, 29(2), 449–470.
73. Miranda-Agrippino, S. in Rey, H. (2020). US monetary policy and the global financial cycle. *The Review of Economic Studies*, 87(6), 2754–2776.
74. Monasterolo I. (2020). Climate change and the financial system. *Annual Review of Resource Economics*, 12(1), 299–320

75. Network for Greening the Financial System. (2020). *NGFS Scenarios for central banks and supervisors*. <https://www.ngfs.net/en/publications-and-statistics/publications/ngfs-climate-scenarios-central-banks-and-supervisors-1>
76. Network for Greening the Financial System. (2023). *Climate-related litigation: recent trends and developments*. https://www.ngfs.net/system/files/import/ngfs/medias/documents/ngfs_report-on-climate-related-litigation-recent-trends-and-developments.pdf
77. Newey, W. K. in West, K. D. (1987). Hypothesis testing with efficient method of moments estimation. *International Economic Review*, 777–787.
78. Neyman, J., in Scott, E. L. (1948). Consistent estimates based on partially consistent observations. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 1–32.
79. Nickell, S. (1981). Biases in dynamic models with fixed effects. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 1417–1426
80. Noth, F. in Schüwer, U. (2023). Natural disasters and bank stability: Evidence from the US financial system. *Journal of Environmental Economics and Management*, 119, 102792.
81. Ortega, F. in Taşpınar, S. (2018). Rising sea levels and sinking property values: Hurricane Sandy and New York’s housing market. *Journal of Urban Economics*, 106, 81–100.
82. Pagliari, M. S. (2021). *LSIs' exposures to climate change related risks: An approach to assess physical risks*. <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2517~61de790d93.en.pdf>
83. Pankratz, N. M. in Schiller, C. M. (2024). Climate change and adaptation in global supply-chain networks. *The Review of Financial Studies*, 37(6), 1729–1777.
84. Parnau, M. in Bertrand, J. L. (2018). The contribution of weather variability to economic sectors. *Applied Economics*, 50(43), 4632–4649.
85. Pozdyshev, V., Lobanov, A. in Ilinsky, K. (2025, 7. julij). *Incorporating physical climate risks into banks' credit risk models* (Delovni dokument 1274). Bank for International Settlements.
86. Reinhart, C. M. in Rogoff, K. S. (2009). *This time is different: Eight centuries of financial folly*. Princeton University Press.
87. Roncoroni, A., Battiston, S., Escobar-Farfán, L. O. in Martinez-Jaramillo, S. (2021). Climate risk and financial stability in the network of banks and investment funds. *Journal of Financial Stability*, 54, 100870.
88. Samuelson, P. A. (1945). The effect of interest rate increases on the banking system. *The American Economic Review*, 35(1), 16–27.
89. Seltzer, L. H., Starks, L., & Zhu, Q. (2022). *Climate regulatory risk and corporate bonds*. National Bureau of Economic Research.
90. Semieniuk, G., Campiglio, E., Mercure, J. F., Volz, U. in Edwards, N. R. (2021). Low-carbon transition risks for finance. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 12(1), e678.

91. Setzer, J., in Higham, C. (2022). *Global trends in climate change litigation: 2022 snapshot*. Grantham Research Institute on Climate Change and the Environment, LSE, Snapshot Policy Report. <https://www.lse.ac.uk/granthaminstitute/wp-content/uploads/2022/08/Global-trends-in-climate-change-litigation-2022-snapshot.pdf>
92. Shehzad, C. T. in Haan, J. D. (2015). Supervisory powers and bank risk taking. *Journal of International Financial Markets, Institutions in Money*, 39, 15–24.
93. Solana, J. (2020). Climate change litigation as financial risk. *Green Finance*, 2(4), 344–372.
94. Stapleton, S. O., Nadin, R., Watson, C. in Kellett, J. (2017). *Climate change, migration and displacement: the need for a risk-informed and coherent approach*. Overseas Development Institute.
95. Szewczyk, W., Martínez, J. C. C., Mongelli, I. in Soria, A. (2018). *JRC PESETA III project: Economic integration and spillover analysis*. Publications Office of the European Union.
96. The World Bank. (2016). *Financial Stability*. www.worldbank.org/en/publication/gfdr/gfdr-2016/background/financial-stability
97. Umar, M., Maijama'a, D. in Adamu, M. (2014). Conceptual exposition of the effect of inflation on bank performance. *Journal of World Economic Research*, 3(5), 55–59.
98. UNEP Finance Initiative. (2021). *The climate risk landscape*. <https://www.unepfi.org/wordpress/wp-content/uploads/2021/02/UNEP-FI-The-Climate-Risk-Landscape.pdf>
99. Vermeulen, R., Schets, E., Lohuis, M., Kolbl, B., Jansen, D. J. in Heeringa, W. (2018). *An energy transition risk stress test for the financial system of the Netherlands*. Netherlands Central Bank, Research Department. https://www.dnb.nl/media/pdnpdalc/201810_nr-7_-2018-_an_energy_transition_risk_stress_test_for_the_financial_system_of_the_netherlands.pdf
100. Wetzter, T., Stuart-Smith, R. in Dibley, A. (2024). Climate risk assessments must engage with the law. *Science*, 383(679), 152–154.
101. Wilkins, A. S. (2018). To lag or not to lag?: Re-evaluating the use of lagged dependent variables in regression analysis. *Political Science Research and Methods*, 6(2), 393–411.
102. Windmeijer, F. (2005). A finite sample correction for the variance of linear efficient two-step GMM estimators. *Journal of econometrics*, 126(1), 25–51
103. Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory econometrics a modern approach*. South-Western cengage learning.
104. Zucman, G. (2015). *The hidden wealth of nations: The scourge of tax havens*. University of Chicago Press

PRILOGE

Priloga 1: Opisna statistika spremenljivk poslovanja bank

Spremenljivka	Št. opazovanj	Povprečje	Standardni odklon	Q25	Mediana	Q75	Maksimalna vrednost
Skupna sredstva	933	472.520,64	651.947,73	43.124,65	142.128,36	749.855,00	3.521.355,95
Skupne obveznosti	933	445.576,43	615.558,63	39.571,00	132.562,88	694.573,00	3.275.192,86
Skupni kapital	933	163.660,01	217.316,01	13.933,63	52.809,86	258.302,00	1.487.933,00
Razmerje skupnih depozitov in sredstev	935	47,54	18,106	36,08	48,182	60,825	85,957
Skupna posojila v primerjavi s skupnimi depoziti	935	127,298	69,115	87,393	111,308	153,33	710,63
Razmerje cene delnice in zaslužka	935	20,039	111,222	4,105	9,597	13,644	2.910,25
Bilančni varčevalni depoziti	933	46.490,19	85.413,14	1.034,86	4.556,00	49.569,41	439.528,21
Bloombergova petletna verjetnost stečaja	935	0,017	0,02	0,01	0,012	0,018	0,279
Prodaja, prihodki in promet podjetja	935	18.469,33	26.173,07	2.079,44	6.939,00	27.336,00	188.893,15
Ocena analitikov	935	3,425	1,175	3	3,708	4,165	5
Razmerje celotnega bilančnega kapitala ter tveganju izpostavljenega kapitala	935	16,475	7,423	13,015	16,4	19,3	104,3
S tveganjem ponderirana sredstva	933	158.614,10	219.276,36	21.435,75	68.721,12	239.330,59	1.595.409,59
Razmerje med skupnim kapitalom in tveganju prilagojeno aktivo	935	16,475	7,423	13,015	16,4	19,3	104,3
Dobiček iz poslovanja	933	1.482,72	3.635,48	105,296	604,55	2.310,00	28.417,35
Razmerje dobička in sredstev	920	0,004	0,009	0,002	0,005	0,008	0,04
Kapital v razmerju do sredstev	920	0,07	0,028	0,052	0,064	0,083	0,191

Opombe: vrednosti so v milijonih EUR

Vir: lastno delo na podlagi Bloomberg (2024).