



Pregledi P-50

Primjena optimizirane diskretizacije zasnovane na minimizaciji unutargrupne varijance radi ocjene inherentnog rizika od pranja novca i financiranja terorizma

Lucija Brekalo Mandić, Nikolina Maričević

Zagreb, travanj 2026.



Hvala Vesni Krizmanić i Damiru Blažekoviću.

O autoru/ima

Nikolina Maričević, viša savjetnica za regulativu i nadzor sprječavanja pranja novca i financiranja terorizma
Hrvatska narodna banka
E. nikolina.maricevic@hnb.hr
T. +385 1 4565079

Lucija Brekalo Mandić, glavna stručna suradnica za regulativu i nadzor sprječavanja pranja novca i financiranja terorizma
Hrvatska narodna banka
E. lucija.brekalo-mandic@hnb.hr
T. +385 4690117

Application of optimized discretization based on minimization of intragroup variance to assess inherent risk of money laundering and terrorist financing

Abstract

In the context of an increasingly demanding regulatory framework and the dynamic nature of the financial market, the accurate and objective risk assessment of inherent money laundering and terrorist financing (ML/TF) risks has become a regulatory imperative. This article proposes a methodological approach based on the minimization of intragroup variance, adapted for the classification of quantitative risk indicators into risk categories through interval scoring. The model allows for the empirical evaluation of inherent risk factors – such as customer risk, product/service risk, geographical risk, and distribution channel risk – based on structured responses provided by supervised entities. A key mathematical challenge within this methodology is the combinatorial complexity arising from the distribution of data across multiple intervals, which requires algorithmic processing and cannot be reliably conducted manually. By applying a permutation-based optimization technique in combination with least squares minimization, the model ensures statistically consistent scoring, significantly reducing subjectivity. Although the method applied in this analysis is not the classical least squares regression, it is based on the same mathematical principle of quadratic optimization. Specifically, the methodology minimizes the sum of squared deviations of observations from their group means, with the objective of achieving minimal intragroup variance. The optimization is performed over discrete group boundaries rather than over a continuous function, making the approach suitable for risk classification and score discretization rather than regression modeling. The method applies a least-squares-type quadratic minimization principle to discretize risk indicators into homogeneous groups by minimizing intragroup variance. Furthermore, supervisory oversight is incorporated into the model, enabling justified score adjustments based on inspection findings. This hybrid methodology is adaptable for implementation in dynamic Excel environments or Python-based systems, making it a practical and scalable solution for supervisory institutions. The model aligns with the evolving requirements of the Anti-Money Laundering Authority (AMLA) and supports the development of data-driven, risk-based supervision frameworks.

Keywords: Money laundering risk assessment, Inherent risk, Risk-based approach (RBA), intragroup variance minimization, Least-Square Minimization, Permutations, AMLA, Risk scoring model, Supervisory methodology, Quantitative indicators, Algorithmic classification

JEL codes: C15, C43, C58, C92

Sažetak

Obzirom na sve zahtjevnije regulatorne okvire i dinamične promjene financijskog tržišta, precizna i objektivna procjena inherentnih rizika pranja novca i financiranja terorizma (PN/FT) postaje regulatorni imperativ. Ovaj rad predlaže metodološki pristup temeljen na metodi permutacija i metodi minimizacije unutargrupne varijance, prilagođen za klasifikaciju kvantitativnih indikatora i kategorija rizika od pranja novca i financiranja terorizma u kategorije pripadajućih ocjena kroz sustav ocjenjivanja po intervalima. Model omogućava empirijsku evaluaciju kategorija inherentnog rizika, kao što su rizik klijenta, rizik proizvoda i usluga, geografski rizik te rizik distribucijskih kanala, temeljem kvantitativnih podataka koje dostavljaju subjekti nadzora. Ključni matematički izazov unutar ove metodologije predstavlja kombinatorna složenost raspodjele podataka u više intervala, što zahtijeva algoritamsku obradu i ne može se pouzdano provesti ručno. Primjenom optimizacijskog pristupa zasnovanog na permutacijama u kombinaciji s minimizacijom najmanjih kvadrata, model osigurava statistički konzistentno bodovanje, uz značajno smanjenje subjektivnosti. Iako metoda primijenjena u ovoj analizi nije klasična regresijska metoda najmanjih kvadrata, ona se temelji na istom matematičkom principu kvadratne optimizacije budući da minimizira sumu kvadrata odstupanja opažanja od prosjeka pripadajuće grupe podataka, s ciljem postizanja minimalne unutargrupne varijance. Optimizacija se provodi nad diskretnim granicama grupa, a ne nad kontinuiranom funkcijom, što ovu metodu čini prikladnom za klasifikaciju rizika i diskretizaciju bodovnih vrijednosti kako bi se podaci diskretizirali u homogene skupine uz minimizaciju unutargrupne varijance. Ova metodologija može se implementirati u dinamičnom Excel okruženju ili Python sustavima, čineći je praktičnim i skalabilnim rješenjem za nadzorna tijela. Model podržava razvoj nadzora temeljenog na kvantifikaciji rizika.

Ključne riječi: inherentni rizik, procjena rizika, kvaliteta podataka, sprječavanje pranja novca, financiranje terorizma, metoda permutacija, metoda najmanjih kvadrata, metoda minimizacije unutargrupne varijance, algoritamsko ocjenjivanje

JEL klasifikacija: C15, C43, C58, C92

Sadržaj

Sažetak	4
Sadržaj.....	5
1. Uvod	6
1.1. Širi kontekst procjene rizika u nadzoru	6
2. Pregled literature.....	8
3. Podaci	12
4. Metodologija.....	16
4.1. Postupak procjene inherentnog rizika	19
5. Empirijska ocjena inherentnog rizika	22
5.1. Uloga permutacija i kombinatorne složenosti	27
6. Diskusija	28
7. Uloga supervizora i supervizorske korekcije.....	30
8. Zaključak	31
Literatura.....	32

1. Uvod

Procjena inherentnog rizika u području sprječavanja pranja novca i financiranja terorizma predstavlja jedan od esencijalnih segmenata nadzornog procesa financijskih institucija. S obzirom na sve složeniju regulativu kao i snažnu dinamiku financijskog tržišta, nužno je prilagoditi postojeće metode ocjenjivanja rizika novim zahtjevima koji osiguravaju objektivnost i preciznost u analizi. U tom kontekstu, primjena matematičkih modela i algoritamskog načina razmišljanja omogućuje standardizirano, kvantitativno i ponovljivo vrednovanje rizika, čime se značajno smanjuje prostor za subjektivne interpretacije i osigurava dosljednija i transparentnija procjena u skladu s nadzornim ciljevima. U radu se predlaže deterministička metoda optimizirane raspodjele podataka u unaprijed zadani broj ordinalnih razreda, odnosno intervala, temeljena na globalnoj minimizaciji unutargrupne varijance. Iako srodna klasičnim klastering metodama poput k-means algoritma, predloženi pristup razlikuje se po tome što ne koristi iterativne heuristike ni inicijalne centroide, već razmatra cjelokupan skup dopuštenih particija uz regulatorna ograničenja. U nastavku rada je prikazan empirijski primjer ocjenjivanja inherentnog rizika od pranja novca i financiranja terorizma primjenom metode minimizacije unutargrupne varijance uz unaprijed određen broj intervala rizika. Primjenom metode na simuliranim podacima omogućeno je razumijevanje postupka analize indikatora rizika i formiranja konačne ocjene inherentnog rizika. Rezultati rada prikazuju detaljan postupak ocjenjivanja inherentnog rizika za 16 subjekta nadzora, uključujući postupak ocjenjivanja pojedinačnih indikatora rizika, ocjenjivanje kategorija rizika i formiranje konačnih ocjena te naposljetku raspodjelu subjekata po profilima rizika. Time se demonstrira njezina praktična primjena i metodološki okvir koji omogućuje preciznu i objektivnu identifikaciju subjekata s višim rizikom i podržava donošenje informiranih odluka nadzornih tijela.

1.1. Širi kontekst procjene rizika u nadzoru

Procjena rizika je postupak kojim se u nadzoru koristi kako bi se identificirali, analizirali i evaluirali rizici unutar financijskih institucija i sektora, a kako bi se procijenila vjerojatnost njihove realizacije, omogućujući time usmjeravanje nadzornih resursa na područja izložena višem riziku. U osnovi, procjena rizika nadzornicima omogućava donošenje informiranih odluka. U kontekstu sprječavanja pranja novca i financiranja terorizma, pristup nadzoru temeljen na procjeni rizika predstavlja ključni regulatorni princip koji zahtijeva sustavno identificiranje i procjenu rizika prije primjene

nadzornih mjera. Takav pristup uključuje prilagodbu nadzornih aktivnosti u skladu s procijenjenim rizicima. Cilj je omogućiti nadzornicima da optimalno raspodijele ograničene resurse kako bi učinkovito upravljali rizicima od pranja novca i financiranja terorizma te osigurati da nadzorne aktivnosti i pažnja budu usmjereni na rizičnija područja. Odnosno s druge strane, time se osigurava da nadzorne aktivnosti ne nameću nepotreban teret niskorizičnim sektorima i subjektima, a što je ključno za očuvanje financijske uključenosti, čime se u konačnici mogu smanjiti sveukupni rizici od pranja novca i financiranja terorizma kroz veću razinu transparentnosti (FATF). Procjena rizika ne služi stoga samo za rangiranje institucija nego i za odlučivanje o intenzitetu, dubini i fokusu nadzornih aktivnosti. Kako bi primjenili nadzor temeljen na riziku, supervizori moraju najprije razumijeti izloženost sektora i pojedinačnih institucija koje nadziru rizicima od pranja novca i financiranja terorizma. Razumijevanje rizika od pranja novca i financiranja terorizma na sektorskoj razini važno je radi prioritizacije nadzornih aktivnosti između različitih sektora, dok procjena rizika individualnih subjekata nadzora služi za prepoznavanje razine rizika pojedinog subjekta unutar sektora te usmjeravanje razine i fokusa nadzornog angažmana unutar pojedinog sektora (FATF). Individualna procjena rizika subjekata nadzora od pranja novca i financiranja terorizma (dalje u tekstu: individualna procjena rizika) ima ključnu ulogu u nadzoru jer omogućuje supervizorima da razviju ciljane nadzorne strategije za svaki subjekt nadzora, što je ključan element u preventivnom pristupu upravljanju rizikom od pranja novca i financiranja terorizma. Za razliku od sektorske ili nacionalne procjene rizika koje se temelje na općoj razini prijetnji i ranjivosti unutar pojedinih sektora ili unutar države i daju širu sliku, individualna procjena rizika uzima u obzir vrlo specifične karakteristike te podatke o pojedinim subjektima nadzora čime omogućava prepoznavanje čak i latentnih rizika koji moguće nisu identificirani na sektorskoj razini, ali su značajni za konkretne subjekte nadzora. Individualna procjena rizika je stoga neophodna za detaljnu analizu rizika koji mogu imati utjecaj na pojedini subjekt nadzora. Metodologije individualne procjene rizika obuhvaćaju širok spektar pristupa nadzornih tijela, a koji se mogu razlikovati ovisno o raznim čimbenicima, primjerice supervizorskom okviru unutar države, broju nadziranih sektora i broju pojedinih subjekata nadzora unutar svakog sektora. Važno je pritom razumijeti da se procjena rizika ne odnosi samo na postojeće prijetnje nego i na identifikaciju novih rizika (engl. *emerging risk*). Zbog toga je nužno da nadzorna tijela imaju i razvijaju fleksibilne metodologije koje omogućuju stalnu prilagodbu i ažuriranje procjena rizika u skladu s novim okolnostima. U praksi, individualna procjena rizika obuhvaća procjenu inherentnog rizika od pranja novca i financiranja terorizma te procjenu kvalitete kontrolnih mehanizama koje je subjekt nadzora implementirao kako bi upravljao i

ograničio svoju izloženost rizicima od pranja novca i financiranja terorizma. Inherentni rizik pritom znači rizik od pranja novca i financiranja terorizma kojem je subjekt nadzora izložen zbog proizvoda i usluga koje nudi, klijenata s kojima posluje, jurisdikcija u kojima posluje i distribucijskih kanala koje koristi u poslovanju, prije nego što su primijenjene bilo kakve mjere ublažavanja, odnosno bilo kakvi kontrolni mehanizmi. **Rezidualni rizik** je rizik od pranja novca i financiranja terorizma kojem nadzirani subjekt ostaje izložen i nakon što je implementirao kontrolne mehanizme, odnosno mjere ublažavanja rizika (EBA). Kako je prikazano u prethodnom tekstu, procjena inherentnog rizika predstavlja početnu i metodološki ključnu fazu sveobuhvatne analize rizika. Inherentni rizik opisuje temeljnu izloženost riziku prije uzimanja u obzir kontrolnih mehanizama i mitigacijskih mjera, dok se rezidualni rizik konceptualno nadovezuje na rezultate ove procjene. Zbog svoje pozicije na samom početku analitičkog procesa, procjena inherentnog rizika ima presudnu važnost za nadzornika, budući da se pogreške ili pristranosti nastale u ovoj fazi mogu multiplicirati u kasnijim fazama nadzora, dovodeći do pogrešne prioritizacije subjekata nadzora i neefikasne alokacije nadzornih resursa (Power, 2009). U ovom radu fokusirat ćemo se upravo na individualnu procjenu inherentnog rizika istražujući predloženi metodološki pristup ocjeni inherentnog rizika. Različita nadzorna tijela primjenjuju različite metodološke pristupe kvantifikaciji inherentnog rizika. Dok neki supervizori koriste kvantitativne modele, drugi se oslanjaju na kvalitativne analize ili kombinirane pristupe. Međutim, sve je prisutniji trend primjene matematičkih metoda kako bi se omogućila preciznija, objektivnija i sustavnija analiza rizika.

2. Pregled literature

Zahtjevi u vezi s nadzorom temeljenim na riziku definirani su u Preporukama Financial Action Task Force-a (Međunarodno tijelo koje postavlja globalne standarde i prati implementaciju mjera za borbu protiv pranja novca, financiranja terorizma i financiranja proliferacije; dalje u tekstu: FATF).

FATF u svojim Preporukama¹ i Smjernicama o **nadzoru temeljenom na riziku** (Risk-Based Supervision) definira kako takav pristup nadzoru obuhvaća identifikaciju,

¹ FATF Recommendations postavljaju sveobuhvatan i dosljedan okvir mjera koje bi države trebale implementirati kako bi se borile protiv pranja novca, financiranja terorizma, kao i financiranja širenja oružja za masovno uništenje

procjenu i razumijevanje rizika od pranja novca i financiranja terorizma na sektorskoj i razini individualnih subjekata nadzora, kao i primjenu nadzornih mjera razmjernih utvrđenoj razini rizika. Preporuka 1 (R.1) i povezana interpretativna nota (INR.1) objašnjavaju pristup temeljen na riziku, dok Preporuka 2 (R.2) naglašava važnost nacionalne koordinacije, uključujući koordinaciju s i među nadzornim tijelima za sprječavanje pranja novca i financiranja terorizma. R.1 i INR.1 zahtijevaju od država da identificiraju, procijene i razumiju rizike od pranja novca i financiranja terorizma te da primjenjuju pristup temeljen na riziku kako bi na odgovarajući način ublažili te rizike. Takav zahtjev odnosi se i na nadzorne aktivnosti. Pristup temeljen na riziku naveden u R.1 predstavlja temelj za raspodjelu resursa i implementaciju mjera za borbu protiv pranja novca i financiranja terorizma te se primjenjuje u odnosu na način na koji subjekti nadzora usklađuju svoje aktivnosti sa regulatornim zahtjevima te na način nadzora nad subjektima nadzora. Preporuka 26 (R.26) zahtijeva nadzor temeljen na riziku za financijske institucije dok Interpretativna nota INR 26 preporučuje da nadzorna tijela raspodijele svoje nadzorne resurse na temelju rizika. To zahtijeva da nadzorna tijela razumiju rizike od pranja novca i financiranja terorizma u svojoj jurisdikciji, sektoru i entitetima te da imaju pristup svim informacijama relevantnim za te rizike. Europska agencija za bankarstvo (dalje u tekstu EBA) u Smjernicama o značajkama pristupa nadzoru sprečavanja pranja novca i financiranja terorizma koji se temelji na riziku i mjerama koje se poduzimaju kada se provodi nadzor koji se temelji na procjeni rizika u skladu s člankom 48. stavkom 10. Direktive (EU) 2015/849 (kojima se izmjenjuju Zajedničke smjernice ESAs/2016/72, nudi zajednički metodološki okvir za provedbu procjene rizika na razini Europske unije, ne odstupajući od utvrđenih standarda FATF-a. EBA u Smjernicama potiče primjenu strukturiranih metoda procjene rizika i integraciju analitike podataka u nadzorne prakse. Kada je riječ o europskom regulatornom okviru, na temelju Uredbe (EU) 2024/1624 Europskog Parlamenta i Vijeća od 31. svibnja 2024. o osnivanju Tijela za sprječavanje pranja novca i borbu protiv financiranja terorizma i izmjeni uredaba (EU) br. 1093/2010, (EU) br. 1094/2010 i (EU) br. 1095/2010 osnovana je krovna europska agencija pod nazivom Anti-Money Laundering Authority (dalje u tekstu AMLA) koja predstavlja središnje tijelo zaduženo za nadzor, koordinaciju i harmonizaciju nadzora sustava sprečavanja pranja novca i financiranja terorizma u Europskoj uniji. Temeljem članka 40. stavka 2. Direktive (EU) 2024/1640 Europskog parlamenta i Vijeća od 31. svibnja 2024. o mehanizmima koje države članice trebaju uspostaviti radi sprečavanja korištenja financijskog sustava u svrhu pranja novca ili financiranja terorizma, o izmjeni Direktive (EU) 2019/1937 te izmjeni i stavljanju izvan snage Direktive (EU) 2015/849, AMLA izrađuje nacrt regulatornih tehničkih standarda kojim se utvrđuju referentne vrijednosti i metodologija

za procjenu i klasifikaciju profila inheretne i rezidualne rizičnosti subjekata nadzora. Iako se u Uredbi ne propisuju konkretne matematičke metode, naglasak se stavlja na objektivnu, dosljednu i podatkovno utemeljenu procjenu rizika, što implicira potrebu za kvantitativnim pristupima prilikom procjene rizika. Navedene odredbe dalje podrazumijevaju i skorašnju harmonizaciju metodologije procjene rizika na razini Europske Unije. Ovaj regulatorni kontekst otvara prostor za primjenu statističkih metoda koje omogućuju dosljednu klasifikaciju i vredovanje inherentnog rizika. Akademska literatura vrlo jasno pokazuje da se statističke metode mogu koristiti u procjeni, klasifikaciji i diskretizaciji rizika. Jedan od najpoznatijih primjera je Basel AML Index, koji rangira zemlje prema riziku od pranja novca i povezanih financijskih kriminalnih aktivnosti koristeći kombinaciju 17 indikatora iz različitih domena, uključujući kvalitetu sustava za sprječavanje pranja novca i financiranja terorizma, razinu korupcije i transparentnost financijskog sustava. Za klasifikaciju rezultata u kategorije rizika, ovaj indeks koristi statističku metodu *Jenks natural breaks classification* koja identificira prirodne razlike u skupu podataka minimizirajući varijancu unutar grupe i maksimizirajući razlike između grupa, što rezultira kategoričkim razinama rizika prilagođenim stvarnoj distribuciji podataka, a ne proizvoljno definiranih pragova. Ovaj pristup ilustrira kako se statističke metode primjenjuju u praksi za strukturirano određivanje granica rizika u realnim skupovima podataka, što je izravno povezano s principima automatskog diskretiziranja numeričkih indikatora rizika. Dodatno, akademska literatura sve češće prepoznaje da procjena rizika od pranja novca ne može počivati isključivo na kvalitativnim ili ekspertno-heurističkim procjenama, već zahtijeva određeni stupanj matematičke formalizacije. Krastiņš (2019) polazi od pretpostavke da rizik od pranja novca i financiranja terorizma ne predstavlja klasični financijski rizik s jasno definiranom vjerojatnosnom strukturom, već složen koncept koji obuhvaća više heterogenih rizičnih čimbenika. Kako bi se takvi čimbenici mogli konzistentno objediniti u jedinstvenu procjenu rizika, autor predlaže primjenu fuzzy-logičkog pristupa, u kojem se pojedini rizični faktori preslikavaju u numeričke vrijednosti i agregiraju pomoću matematičkih funkcija. Rezultat tog postupka je diskretna klasifikacija u nekoliko razreda rizika (niski, srednji, visok i neprihvatljiv). Također, Vagaská i suradnici razvijaju nelinearni matematičko-statistički model koji opisuje ponašanje Basel AML Indexa kroz skup makroekonomskih i socioekonomskih pokazatelja te primjenjuju optimizacijske algoritme radi pronalaženja kombinacija čimbenika pri kojima je rizik legalizacije prihoda od kriminalnih aktivnosti minimalan. U tom pristupu kombiniraju regresijske metode, nelinearno modeliranje i numeričku optimizaciju kako bi se opisao kompleksni sustav rizika na razini država članica EU. Ogbeide i sur., u radu *“The anti-money laundering risk assessment: A probabilistic*

approach” (Journal of Business Research, 2023) pokazuju da u praksi procjena rizika često ovisi o heurističkim i proceduralnim pristupima, pri čemu stručnjaci i početnici pokazuju izražene kognitivne pristranosti i prekomjernu samouvjerenost u procjeni distribucija rizika, te su skloniji preferirati lažno-pozitivne odgovore kod analize potencijalno sumnjivih transakcija subjekata nadzora. Takvi nalazi ukazuju na ograničenja subjektivnih prosudbi u procjenama rizika i podupiru potrebu za formalnim, strukturiranim i podatkovno potpomognutim metodama procjene rizika koje smanjuju utjecaj ljudskih pristranosti i povećavaju dosljednost evaluacija. Sličan konceptualni okvir već desetljećima se primjenjuje u području kreditnog rizika, gdje banke i nadzorna tijela koriste strukturirane sustave bodovanja i klasifikacije kako bi kvantificirali inherentnu kreditnu rizičnost dužnika. U okviru Basel II i Basel III regulative, a posebno kroz Internal Ratings-Based (IRB) pristup, banke razvijaju interne modele za procjenu vjerojatnosti neispunjenja obveza (Probability of Default, PD), pri čemu se kontinuirani indikatori rizika prevode u diskretne rating-razrede (BCBS, 2006; BCBS, 2017). Ti razredi definirani su tako da obuhvaćaju relativno homogene skupine dužnika, uz zahtjev regulatora da razlike unutar razreda budu minimalne, dok razlike između razreda moraju biti jasno izražene i stabilne kroz vrijeme (BCBS, 2005; Engelmann & Rauhmeier, 2011). Središnje banke i nadzorna tijela dodatno naglašavaju važnost transparentnih i ponovljivih metoda grupiranja rizika, budući da diskretne kategorije rizika predstavljaju temelj za nadzorne odluke, stres-testove i makroprudencijalne analize (ECB, 2018; EBA, 2020). Iako se u praksi koriste različite statističke tehnike, zajednički nazivnik ovih pristupa jest implicitna ili eksplicitna težnja minimizaciji unutargrupne varijance i maksimizaciji razlika među grupama, čime se osigurava da svaka kategorija rizika predstavlja smislen i interpretabilan skup subjekata sličnog profila rizika. Metoda predložena u ovom radu konceptualno se nadovezuje na opisane regulatorne i akademske prakse, ali ih prilagođava specifičnostima nadzornog konteksta. Primjenom optimizacije unutargrupne varijance na razini pojedinačnih indikatora rizika i subjekata nadzora omogućuje se transparentno, ponovljivo i podatkovno utemeljeno bodovanje inherentnog rizika. Takav pristup jača robusnost procjene u ranoj fazi procesa i smanjuje vjerojatnost da se inicijalne pogreške prenesu i pojačaju u kasnijim fazama analize rezidualnog rizika. Zbog svoje metodološke sličnosti s pristupima koji se već koriste u kreditnom riziku i makroprudencijalnom nadzoru, predložena metodologija može biti relevantna i primjenjiva za druga regulatorna i nadzorna tijela koja se suočavaju s usporedivim izazovima procjene inherentnog rizika.

3. Podaci

Hrvatska narodna banka (HNB), u skladu sa Zakonom o sprječavanju pranja novca i financiranja terorizma ("Narodne novine", broj 108/2017., 39/2019. i 151/2022.) provodi nadzor nad dijelom obveznika u području sprječavanja pranja novca i financiranja terorizma. Prilikom planiranja i provođenja nadzora HNB je dužna primjenjivati pristup temeljen na procjeni rizika od pranja novca i financiranja terorizma, a u svrhu osiguravanja proporcionalnosti nadzora. U tom smislu, provedba nadzora nužno podrazumijeva sustavnu individualnu procjenu rizika subjekata nadzora, polazeći od procjene inherentnog rizika. U nadzornoj praksi, procjena inherentnog rizika temelji se na informacijama prikupljenima putem redovnih upitnika, nadzornih izvješća, nalaza provedenih nadzora i iz drugih relevantnih izvora. Na temelju tako prikupljenih podataka kreiraju se indikatori rizika unutar pojedinih kategorija inherentnog rizika. Kako bi se ilustrirala predložena metodologija ocjenjivanja inherentnog rizika, empirijski dio rada temelji se na simuliranim kvantitativnim podacima. Simulirani skup podataka obuhvaća hipotetski uzorak subjekata nadzora te predstavlja pojednostavljeni prikaz kvantitativnih indikatora rizika. Odabrani pristup omogućava prikazivanje metodoloških koraka, usporedbu s alternativnim tehnikama grupiranja te raspravu o prednostima i ograničenjima predložene metode. Prema Smjernicama o čimbenicima rizika od pranja novca i financiranja terorizma (EBA/GL/2021/02) nadzorna tijela bi trebala uzeti u obzir čimbenike rizika povezane s karakteristikama klijenata, geografskim područjem poslovanja, vrstama proizvoda i usluga, te kanalima isporuke. U skladu s pristupom temeljenom na riziku, nadzorni okvir uzima u obzir različite izvore rizičnosti, uključujući karakteristike proizvoda i usluga, strukturu klijenata, geografski doseg poslovanja te distribucijske kanale koje institucija koristi. Procjena inherentnog rizika se najčešće temelji na kategorijama kao što su:

- profil klijenta (npr. politički izložene osobe, rezidentnost klijenata),
- vrsta proizvoda i usluga (npr. privatno bankarstvo, virtualna imovina),
- geografski rizik (npr. poslovanje s visokorizičnim državama),
- kanali distribucije (npr. korištenje posrednika).

Procjena inherentnog rizika pritom ne teži određivanju univerzalne ili apsolutne vrijednosti rizika nego je usmjerena na uspostavljanje prilagodljivog i kvantitativno utemeljenog okvira koji omogućava razumijevanje rizične izloženosti. Takav okvir temelji se na komparativnoj analizi subjekata nadzora.

Obzirom da se, kako je već i navedeno, inherentni rizik od pranja novca i financiranja terorizma odnosi na izvorni, nekontrolirani rizik koji proizlazi iz prirode poslovanja subjekta nadzora i karakteristika njegovih klijenata, proizvoda i tržišta na kojima posluje te distribucijskih kanala koje koristi, a bez uzimanja u obzir mitigacijskih mjera, takva procjena je obvezna komponenta procjene rezidualnog rizika.

U ovom kontekstu, procjena inherentnog rizika temelji se na kvantitativnom ocjenjivanju indikatora rizika iz četiri kategorije, uključujući rizik stranke, rizik proizvoda i usluga, geografsku izloženost te distribucijske kanale, primjenom metode minimizacije unutargrupne varijance. Cilj je svakom kvantitativnom podatku koji pripada indikatoru rizika koji se ocjenjuje, dodijeliti ocjenu od 1 do 4 u skladu sa sljedećom kategorizacijom:

Ocjena 1	Nizak rizik
Ocjena 2	Umjeren rizik
Ocjena 3	Povećan rizik
Ocjena 4	Izrazit rizik

Kategoriziranje ukupne razine inherentnog rizika u 4 kategorije: manje značajan rizik (1), umjeren značajan rizik (2), značajan rizik (3) i vrlo značajan rizik (4) preporučaju **regulatorne smjernice** (EBA). Ovakav pristup izravno podupire implementaciju kvantitativnih i matematički utemeljenih metoda, poput metoda minimizacije unutargrupne varijance, koje omogućuju objektivno i transparentno vrednovanje inherentnih indikatora rizika. Međutim, navedene smjernice ne propisuju primjenu konkretnih statističkih ili matematičkih algoritama za ocjenjivanje inherentnog rizika od pranja novca i financiranja terorizma, već postavljaju načelne zahtjeve u pogledu standardiziranog, dokumentiranog i proporcionalnog pristupa u okviru pristupa temeljenog na riziku. Predložena metoda u ovom radu stoga ne predstavlja regulatorno propisanu tehniku, već metodološki prijedlog koji je usklađen s navedenim smjernicama.

Za potrebe ilustracije metodologije razmatra se hipotetski uzorak od 16 jedinica analize, pri čemu svaka jedinica simbolizira jedan subjekt nadzora. Za svaku jedinicu generirani su kvantitativni indikatori rizika koji odgovaraju pojedinim kategorijama inherentnog rizika. Općenito, indikatori obuhvaćaju i odražavaju obilježja povezana s rizikom stranke, rizikom proizvoda i usluga, geografskom izloženosti te distribucijskim kanalima. U Tablici 1. prikazani su podaci za inidkatore rizika kojima se procjenjuje rizik stranke, u Tablici 2. prikazani su podaci za indikatore rizika kojima se procjenjuje

rizik proizvoda usluga, a u Tablici 3. i Tablici 4. prikazani su podaci za indikatore rizika kojima se procjenjuje redom geografski rizik i rizik distribucijskih kanala. U svakoj od tablica oznaka S_1, \dots, S_{16} označava subjekte nadzora, a oznaka I_1, \dots, I_7 indikatore rizika.

Tablica 1. Prikaz indikatora rizika u kategoriji rizika stranke

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6	I_7
S_1	1	0,18	0,23	21137,00	1	89	2113
S_2	2	0,18	0,45	39479,00	2	112	24211
S_3	2	0,42	0,55	17682,00	2	220	9479
S_4	3	0,51	0,13	16856,00	2	20	16845
S_5	4	0,23	0,75	56301,00	3	133	38943
S_6	30	0,53	0,32	2389,00	3	161	31577
S_7	33	0,34	0,82	49605,00	4	150	46309
S_8	50	0,37	0,12	41648,00	4	170	53675
S_9	57	0,66	0,58	6543,00	10	171	75773
S_{10}	75	0,85	0,43	126010,00	11	180	61041
S_{11}	87	0,46	0,50	22498,00	11	181	68407
S_{12}	110	0,19	0,13	45513,00	12	200	83139
S_{13}	600	0,91	0,32	809438,00	20	191	97871
S_{14}	620	0,28	0,44	1010331,00	21	192	90505
S_{15}	700	0,10	0,93	593177,00	22	182	105237
S_{16}	750	0,11	0,48	1377152,00	23	190	112603

Izvor: Izračun autorica

Tablica 2. Prikaz indikatora rizika u kategoriji rizika proizvoda i usluga

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6
S_1	0,10	0,05	0,18	1130	9478	11845
S_2	0,20	0,25	0,15	23211	31877	38643
S_3	0,22	0,18	0,30	46309	56675	62041
S_4	0,35	0,40	0,28	68407	70173	84139
S_5	0,50	0,45	0,52	90505	97871	104237

S_6	0,42	0,55	0,50	122603	1130	9478
S_7	0,75	0,80	0,70	11845	23211	31877
S_8	0,28	0,33	0,37	38643	46309	56675
S_9	0,45	0,50	0,48	62041	68407	70173
S_{10}	0,55	0,60	0,50	84139	90505	97871
S_{11}	0,52	0,45	0,50	104237	122603	1130
S_{12}	0,60	0,55	0,58	9478	11845	23211
S_{13}	0,62	0,58	0,55	31877	38643	46309
S_{14}	0,65	0,60	0,62	56675	62041	68407
S_{15}	0,80	0,85	0,75	70173	84139	90505
S_{16}	0,78	0,82	0,80	97871	104237	122603

Izvor: Izračun autorica

Tablica 3. Prikaz indikatora rizika u kategoriji rizika geografskog područja

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
S_1	1700835,98	120000,46	0,47	1708345,22	0,01
S_2	1380969,21	13189967,45	0,41	3621971,65	0,18
S_3	2020702,75	26259934,44	0,50	5535598,09	0,13
S_4	421368,9	39329901,44	0,50	22031,83	0,20
S_5	741235,67	52399868,43	0,00	432594,26	0,25
S_6	1321345,52	65469835,43	0,17	1026406,08	0,22
S_7	1061102,44	78539802,42	0,53	1070469,74	0,32
S_8	3620036,60	91609769,41	0,20	2346220,7	0,29
S_9	2121123,78	104679736,41	0,23	2118907,65	0,36
S_{10}	2340569,52	117749703,40	0,32	2984096,17	0,39
S_{11}	2660436,29	130819670,39	0,59	3167345,56	0,43
S_{12}	2980303,06	143889637,39	0,56	4897722,61	0,46
S_{13}	3300169,83	156959604,38	0,62	4259847,13	0,50
S_{14}	4259770,14	170029571,38	0,68	6173473,56	0,53
S_{15}	3939903,37	183099538,37	0,65	1070469,74	0,57
S_{16}	4579636,91	196169505,36	0,65	6811349,04	0,60

Izvor: Izračun autorica

Tablica 4. Prikaz indikatora rizika u kategoriji rizika distribucijskih kanala

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5
S_1	22	0,21	12389	0,113	1130
S_2	27	0,24	16543	0,112	9478
S_3	100	0,27	136010	0,213	11845
S_4	111	0,25	16856	0,223	23211
S_5	322	0,30	18682	0,312	31877
S_6	10	0,29	21436	0,322	46309
S_7	15	0,32	22598	0,413	38643
S_8	31	0,34	49479	0,424	56675
S_9	33	0,57	61648	0,752	68407
S_{10}	49	0,62	65513	0,451	62041
S_{11}	41	0,70	69605	0,486	70173
S_{12}	122	0,67	76301	0,511	84139
S_{13}	113	0,76	909438	0,551	90505
S_{14}	201	0,66	593177	0,582	97871
S_{15}	210	0,77	1020331	0,782	104237
S_{16}	423	0,80	1377152	0,930	122603

Izvor: Izračun autorica

4. Metodologija

Ocjenjivanje inherentnog rizika u području sprječavanja pranja novca i financiranja terorizma zahtijeva strukturiran i kvantitativno utemeljen pristup kako bi se omogućila dosljedna i ponovljiva evaluacija različitih rizika među subjektima nadzora. S obzirom na kompleksnost i značajnu brojnost ulaznih podataka, a koji uključuju raznolikost klijenata, proizvoda, geografskih područja te kanala distribucije, prikladno je primijeniti metodu koja smanjuje utjecaj subjektivnih interpretacija i omogućava objektivnu klasifikaciju rizika. U tom kontekstu se u ovom članku opisuje metoda minimizacije unutargrupne varijance (engl. *within-cluster variance*) uz određene uvjete kako bi se kvantitativni podaci za svaki pojedinačni indikator rizika unutar određene kategorije

rizika pretvorili u diskretne ocjene rizika na ljestvici od 1 do 4. U ovom kontekstu, diskretizacija rizika označava postupak transformacije kvantitativnih pokazatelja rizika u konačan broj diskretnih, ordinalno uređenih razreda rizika, pri čemu se nastoji očuvati informacijski sadržaj podataka i osigurati konzistentna interpretacija rezultata u nadzornom i regulatornom kontekstu. Cilj ovog pristupa je pronaći optimalnu podjelu podataka u četiri intervala tako da se minimizira ukupna suma kvadrata odstupanja svakog podatka od aritmetičke sredine pripadajućeg intervala. Takva minimizacija osigurava najmanju unutargrupnu varijancu i stoga predstavlja matematički opravdan način formiranja homogenih skupina koje reflektiraju različite razine rizika. Ova metoda se istovremeno temelji na empirijskim pokazateljima budući da se ocjenjuju kvantitativni podaci, matematičkoj i statističkoj validnosti jer se ocjenjivanje zasniva na primjeni permutacija i minimizaciji varijance te algoritamskoj strukturi budući da je navedena metoda ocjenjivanja programabilna i podložna automatiziranoj obradi što je čini pogodnom za implementaciju unutar suvremenih nadzornih okvira temeljenih na podacima i algoritamskom odlučivanju. Metodologija prikazana u ovom radu temelji se na determinističkom algoritamskom postupku grupiranja kvantitativnih podataka u unaprijed definiran broj intervala, pri čemu se intervali interpretiraju kao pripadajuće ocjene, odnosno razine inherentnog rizika. Cilj metode jest osigurati objektivnu, ponovljivu i matematički utemeljenu dodjelu razreda rizika. Za svaki indikator rizika razmatra se skup kvantitativnih opažanja

$$\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

gdje je n broj subjekata nadzora. Podaci se najprije sortiraju po rastućem redoslijedu te se označavaju kao $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)}$. Zatim se razmatraju sve moguće particije skupa u unaprijed zadan broj intervala, u ovom radu četiri intervala, uz uvjet da svaki interval sadrži barem jednu opaženu vrijednost. Za svaku moguću particiju izračunava se unutar-intervalna suma kvadrata odstupanja (within-interval sum of squares, WCSS), definirana kao:

$$WCSS = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in I_j} (x_i - \bar{x}_j)^2$$

gdje I_j označava j -ti interval, a \bar{x}_j njegovu aritmetičku sredinu. Optimalna particija definirana je kao ona koja minimizira ukupnu vrijednost WCSS-a. Potrebno je ispitati sve moguće rasporede podataka u četiri intervala što znači da je potrebno za sve

kvantitativne podatke ispitati sve moguće particije sortiranog skupa u četiri intervala, nakon čega slijedi primjena metode minimizacije unutargrupne varijance kako bi se odredio odgovarajući raspored podataka, a samim time i ocjena za svaki indikator i subjekt nadzora. Prije svega, prilikom ocjenjivanja pojedinog inherentnog indikatora, u obzir se uzimaju odgovarajući kvantitativni podaci koji se odnose na podatke o sustavu sprječavanja pranja novca i financiranja terorizma za subjekte nadzora te se podaci sortiraju od najmanjeg do najvećeg, nakon čega se postavljaju uvjeti tehničko-logičke prirode kojima se osigurava pravilan rad algoritma. Uvjeti se automatski određuju kako slijedi: neka je k broj intervala/razina i n broj subjekata nadzora koje su izvjestile kvantitativne podatke za određeni inherentni indikator ili kategoriju rizika. Svi podaci se sortiraju od najmanjeg do najvećeg, odnosno stavljaju se na brojevni pravac (realnu x -os) te se određuju sljedeći uvjeti:

$$t_1, t_2, \dots, t_{k-1} \in \{1, 2, 3, \dots, n-1\}; t_1 < t_2 < \dots < t_{k-1}$$

koji određuju granice između intervala/grupa tako da t_j predstavlja broj podataka/točaka lijevo od granice između j -tog i $j+1$ intervala. Nadalje, nakon što se odrede svi mogući rasporedi podataka u k intervala, sukladno gore navedenim uvjetima, određuje se globalni minimum funkcije

$$L(t_1, \dots, t_{k-1}) = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in I_j} (x_i - \bar{x}_j)^2,$$

gdje je $I_j = \{x_{(t_{j-1}+1)}, \dots, x_{(t_j)}\}$ skup svih točaka koje pripadaju j -tom intervalu, a \bar{x}_j njihov prosjek. Za razliku od iterativnih klusterskih metoda, ovaj pristup eksplicitno pretražuje prostor mogućih particija te osigurava globalni minimum ciljne funkcije za zadani broj intervala. Time se uklanja potreba za inicijalizacijom, heuristikama ili dodatnim pravilima odlučivanja tijekom postupka grupiranja. Cilj metode jest pronaći optimalnu podjelu skupa opažanja u unaprijed zadani broj intervala k , pri čemu se u ovom radu koristi $k = 4$, tako da se minimizira ukupna suma kvadrata odstupanja opažanja od aritmetičkih sredina pripadajućih intervala. Time se osigurava minimalna unutargrupna varijanca i formiranje homogenih skupina koje reprezentiraju različite razine inherentnog rizika. Podjela skupa podataka u četiri intervala definira se pomoću triju graničnih indeksa

$1 \leq t_1 < t_2 < t_3 < n$, koji određuju granice između susjednih intervala. Time se definiraju sljedeći intervali:

$$I_1 = \{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(t_1)}\},$$

$$I_2 = \{x_{(t_1+1)}, \dots, x_{(t_2)}\},$$

$$I_3 = \{x_{(t_2+1)}, \dots, x_{(t_3)}\},$$

$$I_4 = \{x_{(t_3+1)} \dots, x_n\}.$$

Za svaku dopuštenu kombinaciju indeksa (t_1, t_2, t_3) izračunava se vrijednost funkcije cilja, definirane kao ukupna unutargrupna suma kvadrata odstupanja: $L(t_1, t_2, t_3) = \sum_{j=1}^4 \sum_{x_i \in I_j} (x_i - \bar{x}_j)^2$ gdje \bar{x}_j označava aritmetičku sredinu opažanja u intervalu I_j .

Algoritam pretražuje sve dopuštene kombinacije indeksa (t_1, t_2, t_3) te odabire onu koja minimizira vrijednost funkcije cilja. Nakon određivanja optimalne particije, granice između susjednih intervala definiraju se kao aritmetičke sredine krajnjih opažanja susjednih intervala. Prvi interval nema donju, a posljednji interval nema gornju granicu. Skala ocjenjivanja inherentnog rizika u rasponu od 1 do 4 definirana je kako slijedi:

Ocjena 1 = Nizak rizik	$\langle -\infty, \frac{x_{(t_1)} + x_{(t_1+1)}}{2}]$
Ocjena 2 = Umjeren rizik	$\left[\frac{x_{(t_1)} + x_{(t_1+1)}}{2}, \frac{x_{(t_2)} + x_{(t_2+1)}}{2} \right)$
Ocjena 3 = Povećan rizik	$\left[\frac{x_{(t_2)} + x_{(t_2+1)}}{2}, \frac{x_{(t_3)} + x_{(t_3+1)}}{2} \right)$
Ocjena 4 = Izrazit rizik	$\left[\frac{x_{(t_3)} + x_{(t_3+1)}}{2}, \infty \right)$

4.1. Postupak procjene inherentnog rizika

Konkretno, u predloženom modelu ocjenjivanja inherentnog rizika od pranja novca i financiranja terorizma, ocjenjivanje se provodi kroz strogo definiran slijed analitičkih i algoritamskih koraka. Metodološki okvir temelji se na kvantitativnoj obradi podataka koji se prikupljaju izravno od subjekata nadzora. Prikupljeni podaci koriste se kao

ulazna varijabla za unaprijed definirane indikatore rizika od pranja novca i financiranja terorizma, čime se osigurava njihova relevantnost i mjerljivost. Svaki indikator predstavlja mjerljiv odgovor na razinu moguće izloženosti riziku te je pridružen jednoj od četiriju kategorija inherentnog rizika: riziku stranke, riziku proizvoda i usluga, riziku geografske izloženosti te riziku distribucijskih kanala. Unutar svake kategorije inherentnog rizika više indikatora čini skup podataka koji se pojedinačno ocjenjuje metodom minimizacije unutargrupne varijance, a zatim agregira. Na taj način omogućuje se detaljna i diferencirana procjena svake kategorije rizika. Najvažniji segment procjene inherentnog rizika svakako čini kreiranje indikatora rizika, koji predstavljaju temelj za daljnju kvantitativnu analizu i procjenu razine izloženosti subjekta nadzora riziku. Precizno definirani indikatori omogućuju standardizirano, dosljedno i objektivno mjerenje specifičnih aspekata rizika. Regulatorni okvir u području sprječavanja pranja novca i financiranja terorizma ne propisuje indikatore niti broj indikatora koji se trebaju koristiti u pojedinoj kategoriji inherentnog rizika, nego pruža samo opće smjernice. U praksi, kategorije inherentnog rizika, poput već navedenih rizika stranke, rizika proizvoda i usluga, rizika distribucijskih kanala te geografskog rizika, tipično se operacionaliziraju ovisno o složenosti poslovnog modela sektora koji obuhvaća nadzirane subjekte, kao i o samoj veličini sektora. Kvantitativni podaci na temelju kojih se definira većina indikatora rizika prikupljaju se od subjekata nadzora na godišnjoj bazi ili po potrebi i češće. Definirani indikatori rizika potom se ocjenjuju metodom minimizacije unutargrupne varijance algoritamskom obradom koja se implementira u računalno okruženje, a takvim ocjenjivanjem određuju se optimalne granice između četiri razine rizika te se svaki kvantitativni podatak raspoređuje u jednu od moguće četiri razine rizika, odnosno četiri intervala pri čemu se podacima dodjeljuju pripadajuće ocjene na temelju pripadnosti intervalu (1 – 4), a svaki podatak dobiva numeričku ocjenu rizika: 1 – nizak rizik, 2 – umjeren rizik, 3 – povećan rizik, 4 – izrazit rizik što znači da je za svaki subjekt nadzora, koji ulazi u procjenu rizika, i za svaki indikator rizika izvršena procjena i izračun pripadajućih ocjena. Nakon izračuna ocjena indikatora rizika, vrši se izračun konačne ocjene za svaku kategoriju rizika. Ocjene indikatora unutar kategorije agregiraju se aritmetičkom sredinom, nakon čega se agregirane ocjene pretvaraju u diskretne ocjene rizika od 1 do 4 ponovno primjenom

algoritma temeljenog na metodi minimizacije unutargrupne varijance čime se dobiva jedinstvena ocjena kategorije inherentnog rizika. U praksi i literaturi postoje alternativni pristupi agregiranju indikatora kao što su ponderirani prosjek, maksimalna vrijednost, kvantilne i nelinearne agregacije, pri čemu regulatorne smjernice ne propisuju jedinstvenu funkciju već ostavljaju diskrecijsko pravo nadzornim tijelima. Jedinstvene ocjene kategorija rizika zatim se ponderiraju u skladu s unaprijed definiranim vrijednostima pondera. Svaka od četiri kategorije rizika nosi određeni ponder u ukupnoj ocjeni rizika, čime se reflektira njihova relativna važnost u ukupnom riziku subjekta. U postupku agregiranja pojedinačnih kategorija inherentnog rizika u jedinstvenu ukupnu ocjenu, primjenjuju se ponderi koji odražavaju relativnu važnost pojedinih izvora rizika, poput rizika stranke, rizika proizvoda i usluga, rizika distribucijskih kanala te geografskog rizika. Svrha ponderiranja nije isključivo tehničke prirode, već predstavlja ključni mehanizam operacionalizacije pristupa temeljenog na riziku, kojim se omogućuje prilagodba metodologije specifičnostima nacionalnog financijskog sustava i dominantnim tipologijama pranja novca i financiranja terorizma. Regulatorne smjernice ne propisuju unaprijed definirane ponderne vrijednosti za pojedine indikatore i kategorije rizika, već ostavljaju prostor nadležnim tijelima da, u okviru svojih zakonskih ovlasti i na temelju nadzorne prosudbe, odrede pondere koji su primjereni identificiranim rizicima, rezultatima nacionalne procjene rizika te strukturi subjekata nadzora. Takva fleksibilnost omogućuje regulatorima da osiguraju proporcionalnost i učinkovitost nadzora, uz istodobno očuvanje osjetljivosti metodologije na promjene u okruženju rizika. Stoga se u ovom radu ponderiranje razmatra na konceptualnoj razini, dok se empirijski dio temelji na ilustrativnim i simuliranim vrijednostima, čime se osigurava znanstvena reproduktivnost. Nakon primjene pondera i agregiranja kategorijskih ocjena rizika, dobiva se ukupna numerička vrijednost inherentnog rizika kojoj se ponovno, primjenom algoritma temeljenog na metodi minimizacije unutargrupne varijance, pridodaje kvalitativna ocjena rizika (npr. nizak, umjeren rizik, povećan rizik, izrazit rizik).

5. Empirijska ocjena inherentnog rizika

Empirijska primjena predložene metodologije provedena je na simuliranom skupu podataka koji obuhvaća 16 hipotetskih subjekata nadzora. Za svaki subjekt nadzora ocjenjuju se odabrani indikatori rizika unutar četiri kategorije inherentnog rizika gdje opseg analiziranih podataka obuhvaća sljedeće komponente:

- rizik stranke: 7 indikatora
- rizik proizvoda i usluga: 6 indikatora
- rizik geografskog područja: 5 indikatora
- rizik distribucijskih kanala: 5 indikatora.

Simulirani podaci koji se ocjenjuju, a prikazani u tablicama u odjeljku Podaci, konstruirani su tako da reflektiraju često primjećenu heterogenost podatkovnih veličina. Za svaki indikator zasebno primijenjena je metoda minimizacije unutargrupne varijance pri čemu su vrijednosti indikatora razvrstane u četiri razreda rizika kao rezultat ocjenjivanja. Time se osigurava objektivna dodjela diskretnih ocjena od 1 do 4, uz minimalizaciju varijabilnosti unutar razreda i maksimizaciju razlika između razreda. Konačna ocjena kategorija inherentnog rizika, a naposljetku i konačna ocjena inherentnog rizika dobiva se izračunom kako je opisano u odjeljku 4.1. Demonstracija algoritamskog izračuna ocjene metodom minimizacije unutargrupne varijance za pojedinačni indikator rizika, bit će prikazana na primjeru *Indikatora 1* iz Tablice 1. Prvi korak obuhvaća sortiranje podataka od najmanjeg do najvećeg nakon čega se postavljaju uvjeti: neka je $n = 4$ broj intervala, odnosno kategorija ocjena i $b = 16$ broj subjekata nadzora koji su izvijestili podatke za *Indikator 1* u kategoriji rizika stranke. Nakon toga, određuju se brojevi $t_1, t_2, t_3 \in \{1, 2, 3, \dots, 15\}$; $t_1 < t_2 < \dots < t_3$ koji određuju granice između intervala tako da t_i predstavlja broj podataka lijevo od granice između i -tog i $i + 1$ intervala. Ako je npr. $t_1 = 2$, prva dva podatka pripadaju intervalu 1, a podatak treći po veličini pripada sljedećem intervalu. Postupak se nastavlja generalizacijom načela da unutar pojedinih intervala podaci moraju biti što bliže, a navedeno načelo osigurava najbolji raspored podataka koji se ocjenjuju. U ovom slučaju, postoji 451 mogući raspored podataka u četiri intervala uz uvjet da niti jedan interval ne bude prazan što znači da u jednom intervalu minimalno može biti jedan podatak, a maksimalno 13 podataka te uz uvjet da su podaci u svakom idućem intervalu veći od podataka u prethodnom intervalu. Potom se za 451 mogućih rasporeda podataka u četiri intervala određuje globalni minimum funkcije $L(t_1, \dots, t_3) = \sum_{i=1}^4 \sum_{q \in x_i} (q - \bar{x}_i)^2$, gdje je $x_i = x_i(t_i, t_{i-1})$ skup svih podataka koje pripadaju i -tom

intervalu, \bar{x}_i njihov prosjek, a q predstavlja podatak unutar određenog intervala. U ovom slučaju globalni minimum navedene funkcije iznosi 4984,23 i određen je sljedećim rasporedom podataka:

1. interval = (1, 2, 2, 3, 4, 30, 33)
2. interval = (50, 57, 75, 87, 110)
3. interval = (600, 620)
4. interval = (700, 750).

Podacima, odnosno subjektima nadzora čiji se podaci nalaze u 1. intervalu dodjeljuje se ocjena 1 koja predstavlja minimalnu vjerojatnost rizika od pranja novca i financiranja terorizma, drugom intervalu se dodjeljuje ocjena 2, trećem intervalu ocjena 3, a četvrtom intervalu u kojem se nalaze podaci koji ukazuju na najveću vjerojatnost rizika pranja novca dodjeljuje se ocjena 4. U trećem retku Tablice 5. vidljive su ocjene *Indikatora 1* u kategoriji rizika stranke.

Tablica 5. Prikaz ocjena *Indikatora 1* za 16 subjekata nadzora

S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7	S_8	S_9	S_{10}	S_{11}	S_{12}	S_{13}	S_{14}	S_{15}	S_{16}
1	2	2	3	4	30	33	50	57	75	87	110	600	620	700	750
1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	3	3	4	4

Napomena: označuje skup podataka relevantan za procjenu inherentnog rizika hipotetskih subjekata
Izvor: Izračun autorica

Na isti način određuju se ocjene za sve indikatore unutar pojedine kategorije rizika. Za indikatore rizika u okviru kategorije rizika stranke, primjenom ilustrirane metode ocjenjivanja, dobiju se sljedeće ocjene prikazane u Tablici 6.

Tablica 6. Prikaz ocjena indikatora rizika za kategoriju rizika stranke

	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6	I_7
S_1	1	1	2	1	1	2	1
S_2	1	1	3	1	1	2	1
S_3	1	2	3	1	1	4	1
S_4	1	3	1	1	1	1	1

S_5	1	2	4	1	2	2	2
S_6	1	3	2	1	2	3	2
S_7	1	2	4	1	2	3	2
S_8	2	2	1	1	2	3	2
S_9	2	3	3	1	3	3	2
S_{10}	2	4	3	1	3	3	3
S_{11}	2	3	3	1	3	3	3
S_{12}	2	1	1	1	3	4	3
S_{13}	3	4	2	3	4	4	4
S_{14}	3	2	3	3	4	4	4
S_{15}	4	1	4	2	4	3	4
S_{16}	4	1	3	4	4	4	4

Izvor: Izračun autorica

Nakon izračuna ocjena indikatora rizika, vrši se izračun konačne ocjene za svaku kategoriju rizika. Primjenom formule

$$R_{\text{subjekt nadzora},i} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m r_{ij}$$

gdje je r_{ij} ocjena j -tog indikatora za i -ti subjekt nadzora, a m broj indikatora dobiva se agregirana ocjena kategorije inherentnog rizika, nakon čega se agregirane ocjene pretvaraju u diskretne ocjene rizika od 1 do 4 ponovno primjenom metode minimizacije unutargrupne varijance čime se dobiva jedinstvena ocjena kategorije inherentnog rizika. U ovom slučaju agregirane ocjene i konačne ocjene za 16 subjekata nadzora za kategoriju rizika stranke, dobivene primjenom gore navedene formule, prikazane su u Tablici 7.

Tablica 7. Prikaz agregiranih i konačnih ocjena za kategoriju rizika stranke

Prikaz agregiranih i konačnih ocjena za kategoriju rizika stranke															
S_1	S_4	S_2	S_3	S_8	S_5	S_6	S_7	S_{12}	S_9	S_{11}	S_{10}	S_{15}	S_{14}	S_{13}	S_{16}
1,29	1,29	1,43	1,86	1,86	2,00	2,00	2,14	2,14	2,43	2,57	2,71	3,14	3,29	3,43	3,43
1	1	1	2	2	2	2	2	2	3	3	3	4	4	4	4

Izvor: Izračun autorica

Na isti način određuju se konačne ocjene i za preostale kategorije rizika. Na temelju indikatora rizika i pripadajućih podataka prikazanih u Tablici 2., Tablici 3. i Tablici 4 u poglavlju Podaci, a primjenom postupka opisanog u ovom odjeljku na primjeru izračuna ocjene kategorije rizika stranke, dobiju se konačne ocjene za kategorije rizika proizvoda i usluga, geografskog područja i distribucijskih kanala prikazane u Tablici 8.

Tablica 8. Prikaz konačnih ocjena kategorija inherentnog rizika

Prikaz konačnih ocjena za kategoriju rizika stranke															
S_1	S_4	S_2	S_3	S_8	S_5	S_6	S_7	S_{12}	S_9	S_{11}	S_{10}	S_{15}	S_{14}	S_{13}	S_{16}
1	1	1	2	2	2	2	2	2	3	3	3	4	4	4	4
Prikaz konačnih ocjena za kategoriju rizika proizvoda i usluga															
S_1	S_4	S_2	S_3	S_8	S_9	S_6	S_5	S_{10}	S_{11}	S_{12}	S_{13}	S_{14}	S_7	S_{15}	S_{16}
1	2	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	3	4	4	4
Prikaz konačnih ocjena za kategoriju rizika geografskog područja															
S_5	S_4	S_6	S_1	S_2	S_7	S_3	S_8	S_9	S_{10}	S_{11}	S_{12}	S_{15}	S_{13}	S_{14}	S_{16}
1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3	4	4
Prikaz konačnih ocjena za kategoriju rizika distribucijskih kanala															
S_1	S_2	S_3	S_4	S_6	S_7	S_8	S_5	S_{10}	S_{11}	S_9	S_{12}	S_{14}	S_{13}	S_{15}	S_{16}
1	1	1	1	2	2	2	3	3	3	3	3	4	4	4	4

Izvor: Izračun autorica

Nakon određivanja konačnih ocjena za pojedine kategorije inherentnog rizika pristupa se agregiranju navedenih ocjena u jedinstvenu ocjenu inherentnog rizika subjekta nadzora. U ovom slučaju agregiranje se provodi primjenom ponderiranog zbroja pri čemu ponderi odražavaju relativnu važnost pojedinih kategorija rizika u ukupnoj procjeni. U ovom radu korišteni su simulirani ponderi jednake vrijednosti (25 % po kategoriji). Takav pristup omogućuje transparentan prikaz metodološkog okvira i mehanike izračuna te služi isključivo ilustrativnoj i analitičkoj svrsi. Dobiveni

ponderirani zbrojevi za svaki subjekt nadzora zatim se klasificiraju u konačne razrede inherentnog rizika primjenom algoritma minimizacije unutargrupne varijance, čime se osigurava konzistentna, objektivna i podatkovno utemeljena raspodjela subjekata prema rizičnim profilima. Matematički prikaz konačne ocjene za subjekt i računa se pomoću:

$$IR_i = \sum_{k=1}^4 w_k \cdot R_{ik}$$

gdje je R_{ik} konačna ocjena konačna ocjena kategorije k za subjekt i , a w_k ponder za kategoriju rizika k . U ovom primjeru vrijedi da je $w_1 = w_2 = w_3 = w_4 = 0,25$. Umetanjem vrijednosti konačnih ocjena kategorija rizika prikazanih u Tablici 9. u navedenu formulu, dobivaju se agregirani rezultati koji se zatim ponovno klasificiraju u četiri intervala rizika primjenom algoritma minimizacije unutargrupne varijance čime se dobivaju konačne ocjene inherentnog rizika u rasponu od 1 do 4. Agregirani rezultati i pripadajuće konačne ocjene inherentnog rizika prikazani su u Tablici 8. i predstavljaju distribuciju subjekata nadzora po intervalima koji označavaju razinu izloženosti subjekta nadzora inherentnom riziku od pranja novca i financiranja terorizma.

Tablica 9. Prikaz konačnih ocjena inherentnog rizika za 16 subjekata nadzora

Prikaz konačnih ocjena inherentnog rizika															
S_4	S_1	S_2	S_3	S_6	S_8	S_5	S_7	S_9	S_{10}	S_{11}	S_{12}	S_{13}	S_{15}	S_{14}	S_{16}
1,25	1,25	1,5	1,75	2	2	2,25	2,5	2,5	2,75	2,75	3	3,25	3,75	3,75	4
1	1	1	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3	4	4	4

Izvor: Izračun autorica

Rezultati prikazani u Tablici 9. pokazuju jasnu diferencijaciju subjekata nadzora prema intenzitetu inherentnog rizika. Subjekti s izrazito visokim vrijednostima kvantitativnih indikatora konzistentno su razvrstani u više razrede rizika, dok subjekti s nižim vrijednostima ostvaruju stabilno niske ocjene kroz sve indikatore. Takva struktura potvrđuje konzistentnost i interpretabilnost predložene metodologije te njezinu primjenjivost u kontekstu nadzornog planiranja i prioritizacije. Na temelju dobivenih kvantitativnih i kvalitativnih ocjena inherentnog rizika, supervizor koristi rezultate za prioritizaciju nadzora, određivanje intenziteta i opsega nadzornih aktivnosti, alokaciju resursa te za definiranje učestalosti praćenja i drugih mjera prema subjektima čiji profil pokazuje veći rizik od pranja novca i financiranja terorizma.

5.1. Uloga permutacija i kombinatorne složenosti

Primjena metode minimizacije unutargrupne varijance (engl. *Within-Cluster Sum of Squares* – WCSS) u ocjenjivanju indikatora i kategorija inherentnog rizika uključuje i značajnu kombinatornu složenost. Da bi se u ovakvom pristupu ocjenjivanja došlo do odgovarajuće raspodjele podataka, prethodno se analizira kombinatorna složenost podataka koji se ocjenjuju. Obzirom da je kombinatorna složenost koncept koji se često javlja u računarstvu, teoriji grafova, optimizaciji i statistici, u našem slučaju je primjenjiv obzirom da je prostor rješenja diskretan, ali vrlo velik, a ciljna funkcija (WCSS) je kontinuirana i diferencijabilna te kao takav problem pripada takozvanoj klasi NP – nije poznat polinomijalni algoritam za egzaktno rješenje bez pretraživanja svih kombinacija. Metoda permutacija i metoda najmanjih kvadrata tradicionalno se koriste za regresijsku analizu i klasifikaciju. U ovom kontekstu, navedene matematičke metode se primjenjuju za klasifikaciju kategorija i indikatora rizika, s ciljem da svi kvantitativni podaci, koji se ocjenjuju, budu raspoređeni u četiri razreda koji najbolje “prijanjaju” uz podatke, a što se postiže minimizacijom unutargrupne varijance koja osigurava da su podaci unutar svakog intervala što homogeniji. Jedan od ključnih izazova u objektivnoj i kvantitativnoj procjeni inherentnog rizika od pranja novca i financiranja terorizma jest pravilna klasifikacija velikog broja kvantitativnih indikatora u definiran broj intervala rizika, kao što su ocjene od 1 do 4 koje se koriste za primjer rangiranja razine rizika u ovom radu. Budući da se ne radi o proizvoljnoj klasifikaciji, već o optimalnoj podjeli prema matematičkom kriteriju, dolazimo do problema kombinatorne eksplozije. Ako imamo n kvantitativnih podataka za samo jedan indikator rizika i želimo ih podijeliti u četiri intervala, pri čemu su intervali međusobno neprazni i uzastopni, onda govorimo o problemu određivanja tri granične točke unutar $n - 1$ mogućih pozicija. Broj takvih kombinacija može se točno izraziti binomnim koeficijentom:

$$\sum_{i=1}^{n-3} \sum_{j=i+1}^{n-2} \sum_{k=j+1}^{n-1} 1 = \binom{n-1}{3}.$$

U primjeru koji je prezentiran u ovom radu gdje za jedan indikator rizika postoji $n = 16$ opažanja s 15 potencijalnih pozicija za razgraničenje između intervala, a uvažavajući činjenicu da su za formiranje četiri razreda potrebne tri granične točke, ukupan broj mogućih rasporeda jednak je sljedećem broju kombinacija:

$$\binom{15}{3} = \frac{15 \cdot 14 \cdot 13}{3 \cdot 2 \cdot 1} = 455.$$

Nakon isključenja trivijalnih rubnih kombinacija koje rezultiraju praznim intervalima, dobiva se 451 relevantan raspored. Ova kombinatorna složenost jasno ilustrira da čak i u slučaju ocjenjivanja jednog indikatora rizika, problem razvrstavanja u unaprijed zadani broj intervala nije trivijalan te zahtijeva sustavan optimizacijski pristup. Računalna implementacija navedenog metodološkog pristupa moguća je u raznim analitičkim alatima, poput Excel-a ili programskih jezika namijenjenih obradi podataka (npr. Python). U Excelu se može koristiti kombinacija funkcija sort, average i offset kako bi se generirale sve moguće particije i automatski izračunala unutargrupna varijanca za svaku particiju. U Pythonu se metoda može programirati korištenjem standardnih biblioteka poput NumPy i Pandas gdje se kvantitativni podaci sortiraju i zatim sve moguće kombinacije granica generiraju kombinacijama funkcija iz modula itertools. Nakon izračuna unutargrupne varijance za svaku particiju, automatski se odabire particija s najmanjom vrijednošću WCSS. Takva implementacija omogućuje automatiziranu i ponovljivu primjenu metode na velikom broju indikatora i subjekata nadzora, minimizirajući subjektivnost i potrebu za ručnim intervencijama.

6. Diskusija

Predloženi pristup koristi istu ciljnu funkciju kao k-means algoritam (minimizaciju unutargrupne varijance), ali za razliku od standardnog k-means klasteriranja, ovdje se rješava problem optimalne raspodjele jednodimenzionalnih kvantitativnih podataka u zadani broj grupa uz ograničenje da grupe moraju biti uzastopni intervali zbog čega dolazi do razlike u algoritamskom pristupu i interpretaciji rezultata. Dok standardni k-means algoritam koristi iterativni heuristički postupak u kojem funkcija cilja konvergira u lokalni minimum, i ovisi o početnoj inicijalizaciji centara, u ovom radu se problem raspodjele jednodimenzionalnih kvantitativnih indikatora rješava egzaktno, pretraživanjem svih dopuštenih particija, čime se uvijek dobiva globalni minimum i pripadajuća optimalna raspodjela podataka za unaprijed zadani broj razreda. Takva struktura omogućuje jednostavno mapiranje kvantitativnih indikatora u diskretne ocjene rizika. U kontekstu nadzornih procjena, broj razreda rizika često je normativno unaprijed definiran (npr. četiri razreda rizika), čime se eliminira potreba za heurističkim odabirom broja klastera. Primjenom standardne k-means metode minimizira se WCSS nad skupom svih mogućih particija opažanja u k klastera, bez dodatnih strukturnih ograničenja:

$$\min_{\{C_1, \dots, C_k\}} \sum_{j=1}^k \sum_{x \in C_j} \|x_i - \mu_j\|^2$$

gdje k označava broj intervala, C_j skup opažanja, a μ_j centroide koji se iterativno procjenjuju, dok konačno rješenje ovisi o početnoj inicijalizaciji. Primjenom metode minimizacije unutargrupne varijance s kontekstualnim uvjetima i unaprijed postavljenim brojem intervala rizika opisanima u ovom radu, granice intervala određene su na temelju strukture podataka i minimizacije disperzije unutar intervala te su granične točke postavljene tamo gdje su razlike između podataka stvarno značajne. Dobiveni intervali jasno razdvajaju niske, srednje i izrazito visoke vrijednosti indikatora. Iako obje metode dijele sličan cilj minimizacije unutargrupne varijance, predloženi pristup može pružiti veću interpretabilnost u kontekstu nadzorne procjene inherentnog rizika, osobito u prisutnosti asimetričnih distribucija i ekstremnih vrijednosti.

Dodatno, predložena metodologija procjene inherentnog rizika po svojoj je prirodi relativna, što znači da se dodjela kategorija rizika temelji na raspodjeli promatranih vrijednosti unutar analiziranog uzorka, a ne na unaprijed definiranim apsolutnim pragovima rizika. Ova karakteristika opće je svojstvo metodologija temeljenih na diskretizaciji i klasteriranju, stoga je bitno naglasiti kako cilj predložene metodologije nije samostalno odrediti apsolutnu razinu rizika od pranja novca i financiranja terorizma, već pružiti dosljedan, objektivan i reproducibilan okvir za relativno razlikovanje i prioritizaciju usmjeravanja nadzornih resursa unutar određene skupine subjekata nadzora i vremenskog horizonta. U situacijama u kojima je distribucija pokazatelja rizika vrlo uska ili blizu uniformne, algoritam i dalje generira unaprijed zadani broj kategorija, iako su stvarne razlike među subjektima male. Takvi slučajevi mogu se u praksi prepoznati praćenjem mjera disperzije (npr. varijance, standardne devijacije ili interkvartilnog raspona) prije i nakon postupka grupiranja. Niska disperzija ukazuje na homogenu populaciju te može signalizirati potrebu za opreznijom interpretacijom rezultata, mogućim smanjenjem broja intervala ili dopunom relativne klasifikacije apsolutno definiranim pragovima rizika te naposljetku implementacijom prosudbe nadzornih stručnjaka uključujući kvalitativne informacije i kontekstualne pokazatelje. Doprinos metodologije kao takve nalazi se u mogućnosti za razvoj determinističkog postupka za rangiranje i diskretnu klasifikaciju jednodimenzionalnih, asimetričnih skupova kvantitativnih podataka, uz unaprijed definiran broj intervala i uz očuvanje ordinalnog značenja rezultata. U takvom hibridnom pristupu, relativna priroda

algoritma ne dovodi do automatskog precjenjivanja ili podcjenjivanja rizika, već osigurava transparentan, standardiziran i ponovljiv analitički temelj za usmjeravanje nadzornih resursa.

7. Uloga supervizora i supervizorske korekcije

Iako metodologija temeljena na metodi minimizacije unutargrupne varijance omogućuje objektivnu, algoritamski dosljednu i kvantitativno preciznu klasifikaciju rizika, u konačnoj ocjeni inherentnog rizika moguće je uključiti i kompetenciju te diskrecijsko pravo supervizorske procjene, kada za to postoje konkretni i dokumentirani razlozi, poput regulatornih upozorenja, aktivnosti koje algoritam ne obuhvaća (primjerice pojava novih rizika) ili sumnje u kvalitetu i ispravnost podataka. Supervizori imaju ključnu ulogu u osiguravanju da modeli za procjenu rizika budu ne samo tehnički ispravni, već i prilagođeni specifičnostima subjekata nadzora i novim rizicima u području pranja novca i financiranja terorizma. Stoga je supervizorska intervencija nužna ne samo za validaciju rezultata i njihovu korekciju nego i za procjenu kvalitete ulaznih podataka te procjenu učinkovitosti metodologije u praksi. Time se osigurava da tehnologija ne zamijeni stručni nadzor već ga potpomogne, čime se povećava otpornost sustava na složene i promjenjive rizike, što je u skladu s najboljim međunarodnim praksama. U kontekstu automatiziranih sustava za procjenu inherentnog rizika od pranja novca i financiranja terorizma posebno je važno naglasiti važnost kvalitete ulaznih podataka. Naime, netočni ili nepotpuni podaci mogu dovesti do dodjele neadekvatnih ocjena, a što u konačnici može voditi pogrešnim zaključcima o razini rizika. Stoga je ključno da supervizori implementiraju interne kontrole kako bi se osigurala točnost i potpunost podataka, time omogućujući ispravno funkcioniranje automatiziranih sustava procjene rizika. Primjerice, ako je za određeni indikator dostavljen podatak koji formalno zadovoljava traženi format, ali nadzorom bude utvrđeno da se temelji na neadekvatnim klasifikacijama ili netočnim evidencijama, supervizor može ispraviti pripadajuću ocjenu. Također, u situacijama u kojima algoritam nije u mogućnosti prepoznati kontekstualne rizike (npr. pojavu novih rizika, novih oblika proizvoda) - stručna intervencija predstavlja nužan korektiv. Međutim, ovakve korekcije ne mogu biti proizvoljne. Takve korekcije moraju biti utemeljene na nalazima nadzora, kvalitativnim elementima koji nisu u cijelosti kvantificirani u modelu ili na novim spoznajama koje ukazuju na nedovoljnu reprezentativnost ulaznih podataka. One bi trebale biti transparentno obrazložene, uz obrazac supervizorske odluke. Na taj se način

zadržava integritet algoritamskog sustava, uz istovremeno osiguranje da sustav ostaje fleksibilan i prilagodljiv realnim okolnostima i promjenama u rizicima. Time se potiče sinergija između matematičke rigoroznosti i regulatorne odgovornosti, što predstavlja temelj za kvalitetno i održivo upravljanje rizicima u kontekstu sprječavanja pranja novca i financiranja terorizma.

8. Zaključak

Uvođenje sustavno definirane i matematički utemeljene metodologije za procjenu inherentnog rizika predstavlja iskorak u području nadzora sprječavanja pranja novca i financiranja terorizma. Korištenje metode minimizacije unutargrupne varijance za klasifikaciju kvantitativnih pokazatelja omogućuje visok stupanj objektivnosti, transparentnosti i ponovljivosti rezultata, što je u skladu sa suvremenim regulatornim trendovima. Primjena ove metode omogućuje pravednu i numerički utemeljenu kategorizaciju rizika, eliminirajući subjektivne oscilacije koje često prate ručne ocjene. Istovremeno, model ostavlja prostor za nužne supervizorske intervencije, čime se osigurava ravnoteža između algoritamske preciznosti i regulatorne fleksibilnosti. Takav pristup omogućuje integraciju empirijskih podataka i stručne prosudbe, čime se postiže holistička i prilagodljiva procjena rizika. Metoda minimizacije unutargrupne varijance predstavlja jednu od mnogih mogućih tehnika za vrednovanje rizika, a njezina matematička konzistentnost, zajedno s mogućnošću automatizacije u programskim jezicima poput Pythona ili kroz napredne Excel modele, čini ju iznimno pogodnom za implementaciju u regulatornu praksu. Ovakva metodologija može doprinijeti jačanju povjerenja u sustave nadzora, povećanju operativne učinkovitosti i boljem usmjeravanju nadzornih resursa prema stvarnim žarištima rizika. U konačnici, spoj matematičkog modeliranja i regulatorne ekspertize postaje ključan alat u suočavanju s kompleksnim i evoluirajućim izazovima financijskog kriminala na razini Europske unije i šire.

Literatura

Hardin, J., Quesada, L., Ye, L. i Horton, Nicolas J. (2025.): *The Exchangeability Assumption for Permutation Tests of Multiple Regression Models*, Implications for Statistics and Data Science Educators

Chakraborty, G. (2022): *Cluster-Based Risk Assessment Using WCSS Minimization*, Journal of Quantitative Finance and Economics

Jia, K., Zhao, X. i Zhang, L., *Assessing Money Laundering Risk of Financial Institutions with AHP: Supervisory Perspective*, Journal of Financial Risk Management 2013. Vol.2, No.1, 29-3

Tomić, B. (2010). *Uvod u statistiku i ekonometriku*. Zagreb: Školska knjiga

FATF, 2021. *Guidance on Risk-Based Supervision*. Paris: FATF / OECD. Dostupno: <https://www.fatf-gafi.org/content/dam/fatf-gafi/guidance/Guidance-Risk-Based-Supervision.pdf.coredownload.inline.pdf>

Basel Committee on Banking Supervision (2005). *Studies on the Validation of Internal Rating Systems*. BIS.

Basel Institute on Governance (2024). *Basel AML Index – Methodology*

Power, M. (2009). *The Risk Management of Everything*. Journal of Risk Finance

European Central Bank (2018). *Guide to Internal Models*

European Banking Authority (2020). *Guidelines on PD estimation, LGD estimation and the treatment of defaulted exposures*

IZDAVAČ

Hrvatska narodna banka
Trg hrvatskih velikana 3
10000 Zagreb
T. +385 1 4564 555
www.hnb.hr

GLAVNI UREDNIK

Ljubinko Jankov

UREDNIŠTVO

Alan Bobetko
Ana Vargek Stilinović
Boris Cota
Davor Galinec
Davor Kunovac
Evan Kraft
Ivo Bakota
Jurica Zrnc
Maja Bukovšak
Vedran Šošić

IZVRŠNI UREDNIK

Katja Gattin Turkalj

GRAFIČKI UREDNIK

Slavko Križnjak

Navodi u tekstu stavovi su autora te ne moraju nužno izražavati stajalište ili mišljenje Hrvatske narodne banke.

Molimo korisnike ove publikacije da pri korištenju podataka obvezno navedu izvor.

**Primjena optimizirane diskretizacije zasnovane na minimizaciji unutargrupne varijance
radi ocjene inherentnog rizika od pranja novca i financiranja terorizma**

ISSN 1334-0085 (online)



HNB