



Universiteti Mesdhetar i Shqipërisë
Fakulteti i Informatikës
Departamenti i Informatikës së biznesit

DISERTACION

**Doktoraturë në Shkenca Ekonomike me nënfushë “Aplikimet e teknologjisë së
Informacionit dhe të Informatikës në Ekonomi”**

**Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të
Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare**

Doktoranti

Ajkuna Mujo

Udhëheqësi

Prof. Dr. Dhimitri Tole

Tiranë,

Janar 2026

DEKLARATA E ORIGINALITETIT

Unë, e nënshkruara Ajkuna Mujo, nën përgjegjësinë time të plotë akademike dhe etike, deklaroj se studimi i paraqitur pranë Fakultetit të Informatikës, Universiteti Mesdhetar i Shqipërisë, në kuadër të përfitimit të gradës shkencore “Doktor i Shkencave”, përfaqëson një punim original dhe është rezultat i punës sime kërkimore.

Ky punim nuk është paraqitur më parë për vlerësim akademik dhe nuk është botuar në asnjë formë pranë asnjë institucioni tjetër arsimor apo shkencor, brenda ose jashtë vendit.

Deklaroj gjithashtu se, në përputhje të plotë me rregullat akademike dhe parimet e etikës shkencore, kam cituar dhe referuar saktë të gjitha burimet, materialet dhe kontributet që nuk janë punë origjinale e imja.

Të gjitha palët e përfshira gjatë procesit të studimit kanë qenë të informuara në mënyrë të plotë për natyrën dhe qëllimin e kërkimit dhe kanë marrë pjesë vullnetarisht, në përputhje me parimet e transparencës dhe integritetit shkencor.

Ajkuna MUJO

FALENDERIME

Ky punim doktore përfaqëson kulmin e një rrugëtimi të gjatë akademik dhe personal, i shoqëruar me përpjekje, sfida, dyshime dhe këmbëngulje. Në këtë udhëtim, shumë njerëz kanë qenë burim forçe, frymëzimi dhe mbështetjeje, ndaj ndjej detyrimin moral dhe njerëzor t'u shpreh mirënjohjen time më të sinqertë.

Në radhë të parë, falënderoj me respekt dhe mirënjohje të thellë Prof. Dr. Dhimitri Tole, për udhëheqjen e tij shkencore, durimin dhe besimin gjatë gjithë këtij procesi. Këshillat e tij, qasja kritike dhe fjala e matur kanë ndikuar thellësisht jo vetëm në cilësinë e këtij punimi, por edhe në formimin tim profesional dhe shkencor.

Një falënderim që vjen nga zemra i dedikohet familjes sime, e cila ka qenë forca ime më e madhe. Mbështetja e tyre e pakushtëzuar, durimi në heshtje, sakrificat e përditshme dhe besimi i palëkundur tek unë kanë qenë shtylla mbi të cilat është ndërtuar ky sukses. Pa dashurinë, mirëkuptimin dhe forcën morale të familjes sime, ky rrugëtim nuk do të ishte i mundur.

Falënderoj me shumë mirënjohje miqtë mi, të cilët me praninë e tyre dhe me inkurajimin e vazhdueshëm kanë qenë një burim i rëndësishëm motivimi. Në momente lodhjeje dhe pasigurie, mbështetja e tyre më ka kujtuar arsyen pse ky rrugëtim ia vlente të përjetohej deri në fund.

Ky punim është më shumë se një arritje akademike; ai është dëshmi e besimit, përkushtimit dhe mbështetjes së përbashkët të të gjithë atyre që kanë qenë pranë meje në këtë rrugë.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

DEDIKIME

Bankierëve të zemrës,

Babit dhe Mamit

A te che sei, semplicemente sei,

Enit

Abstrakt

Në nivel ndërkombëtar, institucionet financiare po përballen me sfida të mëdha në identifikimin dhe menaxhimin efektiv të riskut të kredive, veçanërisht pas krizave të fundit ekonomike dhe rritjes së paqëndrueshmërisë globale. Inteligjenca Artificiale (IA) dhe Menaxhimi i Proceve të Biznesit (BPM) janë shfaqur si zgjidhje premtuese për përmirësimin e sistemit të vlerësimit të riskut duke ofruar analiza të avancuara, mësim të automatizuar dhe kapacitete të larta të përpunimit të të dhënave. Bankat në vende të zhvilluara tashmë po implementojnë modele hibride që ndërthurin IA me rregulla të brendshme të menaxhimit të riskut për të rritur saktësinë dhe shpejtësinë në vendimmarrje.

Në Shqipëri, sektori bankar është në proces të transformimit dixhital, megjithatë sfidat në parashikimin e riskut të kredive mbeten të theksuara për shkak të mungesës së të dhënave historike të cilësisë së lartë, strukturës së fragmentuar të informacionit dhe përdorimit ende të kufizuar të teknologjive të reja. Ndërsa kuadri rregullator është në përmirësim të vazhdueshëm, mungesa e një integrimi të plotë midis proceseve të brendshme bankare dhe analizës së avancuar të të dhënave ka penguar zhvillimin e një sistemi efikas për menaxhimin e riskut të kredive. Kjo nxit nevojën për zgjidhje teknologjike që ndërthurin IA dhe BPM në mënyrë të qëndrueshme dhe të përshtatshme për kontekstin lokal.

Studimi ka përdorur një qasje metodologjike të kombinuar, duke përfshirë analizën cilësore të dokumentacionit rregullator dhe strategjive të bankave shqiptare si dhe analizën sasiore përmes ndërtimit të një modeli prototip të bazuar në algoritme të IA. Gjithashtu, u realizua një hartëzim i proceseve të biznesit për të identifikuar pikat kyçe ku BPM mund të ndërhyjë për të automatizuar vendimmarrjen dhe për të reduktuar ekspozimin ndaj riskut.

Rezultatet e studimit tregojnë se integrimi i Inteligjencës Artificiale me Menaxhimin e Proceve të Biznesit përmirëson ndjeshëm efektivitetin e menaxhimit të riskut të kredive në nivel operacional dhe strategjik. Prototipi i ndërtuar demonstroi një reduktim të ndjeshëm të kohës së reagimit (MTTA) nga minuta në sekonda dhe realizimin e vendimmarrjes pothuajse në kohë reale (MTTR), duke rritur njëkohësisht normën e automatizimit në 68% dhe përmbushjen e marrëveshjeve të shërbimit (SLA) në 98.5%. Modelet prediktive të përdorura për parashikimin e probabilitetit të mospagimit (PD) shfaqën performancë të mirë në dallimin mes kredive të shëndosha dhe atyre me risk, ndërsa integrimi i tyre në rrjedhat BPMN mundësoi origjinimin automatik të një pjese të konsiderueshme të aplikimeve dhe monitorimin dinamik të portofolit përmes sinjaleve të hershme paralajmëruese (Early Warning Indicators). Studimi vërteton se përdorimi i arkitekturave IA-BPM jo vetëm rrit shpejtësinë dhe saktësinë e vendimmarrjes, por krijon

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

edhe baza të qëndrueshme për reduktimin e kredive jo-performuese dhe për përmirësimin afatgjatë të stabilitetit financiar.

Fjalë kyce: Inteligjenca Artificiale (IA), Menaxhimi i Proceseve të Biznesit (BPM), Risku i kredive, Monitorim dinamik, Sinjalizime të hershme.

Abstract

At the international level, financial institutions are facing major challenges in identifying and effectively managing credit risk, particularly following recent economic crises and the increase in global instability. Artificial Intelligence (AI) and Business Process Management (BPM) have emerged as promising solutions for improving credit risk assessment systems by offering advanced analytics, automated learning, and high-capacity data processing capabilities. Banks in developed countries have already begun implementing hybrid models that combine AI with internal risk management rules in order to enhance the accuracy and speed of decision-making.

In Albania, the banking sector is undergoing digital transformation; however, challenges in forecasting credit risk remain significant due to the lack of high-quality historical data, fragmented information structures, and the still-limited adoption of advanced technologies. Although the regulatory framework continues to improve, the absence of full integration between internal business processes and advanced data analytics has hindered the development of efficient credit risk management systems. This highlights the need for technological solutions that integrate AI and BPM in a sustainable manner and are adapted to the local context.

The study adopted a mixed methodological approach, combining qualitative analysis of regulatory documentation and the strategic frameworks of Albanian banks with quantitative analysis through the development of an AI-based prototype model. In addition, business process mapping was conducted in order to identify key intervention points where BPM can contribute to automated decision-making and risk exposure reduction.

The results of the study demonstrate that the integration of Artificial Intelligence with Business Process Management significantly improves the effectiveness of credit risk management at both operational and strategic levels. The developed prototype achieved a substantial reduction in response time (MTTA) from minutes to seconds and enabled near real-time decision-making (MTTR), while simultaneously increasing the automation rate to 68% and achieving a Service Level Agreement (SLA) compliance level of 98.5%. The predictive models used for estimating the Probability of Default (PD) demonstrated strong discriminatory performance between low-risk and high-risk loans, and their integration into BPMN workflows enabled automated loan origination and dynamic portfolio monitoring through Early Warning Indicators. The study confirms that IA-BPM architectures not only enhance decision speed and accuracy but also establish a sustainable foundation for reducing non-performing loans and improving long-term financial stability.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

Keywords: Artificial Intelligence (AI), Business Process Management (BPM), Credit Risk, Dynamic Monitoring, Early Warning Indicators

PËRMBAJTJA E LËNDËS

DEKLARATA E ORIJINALITETIT	II
FALENDERIME	III
DEDIKIME.....	IV
ABSTRAKT	V
ABSTRACT.....	VII
PËRMBAJTJA E LËNDËS.....	IX
LISTA E FIGURAVE.....	XII
LISTA E TABELAVE.....	XIII
SHKURTESA.....	XIII
FJALOR.....	XV
HYRJE	1
1.1 KONTEKSTI DHE SFONDI I STUDIMIT	1
1.2 PROBLEMATIKA E KËRKIMIT	1
1.3 QËLLIMI DHE OBJEKTIVAT E STUDIMIT	3
1.4 PYETJA DHE HIPOTEZA KËRKIMORE	4
1.5 RËNDËSIA E STUDIMIT	4
1.6 STRUKTURA E DISERTACIONIT	5
1.7 PËRFUNDIME	6
KAPITULLI 2: RISHIKIMI I LITERATURES.....	6
2.1 RISKU I KREDIVE NGA KËNDVËSHTRIMI I TEORISË EKONOMIKE	7
2.2 INTELIGJENCA ARTIFICIALE NË MENAXHIMIN E RISKUT TË KREDIVE	8
2.2.1 PËRDORIMI I ALGORITMEVE TË IA PËR VLERËSIMIN E RISKUT TË KREDIVE.....	8
2.2.2 PËRPARËSITË DHE KUFIZIMET KRAHASUAR ME MODELET TRADICIONALE	9
2.2.3 INTELIGJENCA ARTIFICIALE NË MENAXHIMIN E RISKUT TË KREDIVE NË KONTEKSTIN SHQIPTAR	10
2.3 MENAXHIMI I PROCESEVE TË BIZNESIT NË SEKTORIN BANKAR	12
2.3.1 ROLI I BPM NË OPTIMIZIMIN E OPERACIONEVE DHE MENAXHIMIN E RISKUT	12
2.3.2 HARTËZIMI I PROCESEVE DHE NDËRHYRJET TEKNOLOGJIKE	13

2.3.3 MENAXHIMI I PROCESEVE TË BIZNESIT NË SEKTORIN BANKAR NË KONTEKSTIN SHQIPTAR	14
2.4 INTEGRIMI I INTELIGJENCËS ARTIFICIALE DHE MENAXHIMIT TË PROCESEVE TË BIZNESIT NË SISTEMET BANKARE	15
2.4.1 MODELET HIBRIDE DHE NDËRVEPRIMI I DY QASJEVE	16
2.4.2 VLERA E SHTUAR NGA INTEGRIMI IA–BPM DHE NDIKIMI NË EFIKASITETIN ORGANIZATIV	17
2.4.3 SFIDAT TEKNIKE DHE ORGANIZATIVE.....	18
2.5 ÇËSHTJET ETIKE, RREGULLATORE DHE TRANSPARENCA	19
2.5.1 SHPJEGUESHMËRIA E ALGORITMEVE TË IA (EXPLAINABLE AI)....	20
2.5.2 RREZIKU I PARAGJYKIMEVE DHE PËRPUTHSHMËRIA ME KUADRIN LIGJOR	21
2.6 PËRMBLEDHJE E LITERATURËS	22
2.6. BOSHLLËQET NË LITERATURË DHE NEVOJA PËR KËRKIME TË MËTEJSHME.....	23
2.7 PËRFUNDIME	25
KAPITULLI 3: METODOLOGJIA	25
3.1 QASJA KËRKIMORE.....	26
3.2 KORNIZA KONCEPTUALE DHE MODELI I KËRKIMIT	26
3.2.1 RELACIONET MES IA DHE BPM	27
3.3 METODAT E MBLEDHJES SË TË DHËNAVE	29
3.3.1 BURIMET E TË DHËNAVE.....	29
3.3.2 KARAKTERISTIKAT E TË DHËNAVE	30
3.4 PËRPUNIMI DHE ANALIZA E TË DHËNAVE.....	31
3.4.1 HAPAT E PËRGATITJES SË DATASETIT	31
3.4.2 METODAT E NDARJES SË TË DHËNAVE: TRAIN/TEST/VALIDATION	32
3.4.3 PËRDORIMI I TEKNIKAVE STATISTIKORE DHE VIZUALIZIMEVE PËR ANALIZË EKSPLORUERE	33
3.5 METODAT E APLIKIMIT TË INTELIGJENCËS ARTIFICIALE	33
3.5.1 ALGORITMET	33
3.5.2 ARKITEKTURA E MODELIT AI	35

3.5.3 PARAMETRIZIMI DHE OPTIMIZIMI I MODELEVE	36
3.6 INTEGRIMI ME MENAXHIMIN E PROCESEVE TË BIZNESIT (BPM)	37
3.6.1 MODELIMI I RRJEDHËS SË PROCESEVE	38
3.7 PËRFUNDIME	39
KAPITULLI 4: ZHVILLIMI I MODELIT TË INTEGRUAR.....	39
4.1 KËRKESAT FUNKSIONALE DHE JO FUNKSIONALE	40
4.1.1 KËRKESA FUNKSIONALE	40
4.1.2 KËRKESA JO-FUNKSIONALE	52
4.2 ARKITEKTURA	60
4.2.1 ARKITEKTURA E SISTEMIT.	60
4.2.2 DIAGRAMAT UML	65
4.3 INTEGRIMI I INTELIGJENCËS ARTIFICIALE NË PROCESIN BPM	76
4.3.1 MEKANIZMI I INTEGRIMIT IA-BPMN	76
4.3.2 INTEGRIMI NË PROCESIN E ORIGJINIMIT TË KREDISË	77
4.3.3 INTEGRIMI NË PROCESIN E MONITORIMIT TË RISKUT.....	78
4.4 TRANSPARENCA DHE GJURMUESHMËRIA E VENDIMEVE TË IA.....	80
4.5 DIMENSIONI EKONOMIK I MODELIT TË INTEGRUAR IA-BPM	81
KAPITULLI 5: REZULTATET DHE VLERËSIMI I MODELIT TË INTEGRUAR	83
5.1 PERFORMANCA E MODELEVE PREDIKTIVE	84
5.1.1 ZGJEDHJA E MODELIT OPTIMAL	84
5.1.2 INTERPRETUESHMËRIA E MODELIT	87
5.2 REZULTATET NË NIVEL PROCESIT (BPMN)	96
5.2.1 REZULTATET NË PROCESIN E ORIGJINIMIT TË KREDISË.....	96
5.2.2 REZULTATET NË PROCESIN E MONITORIMIT TË RISKUT	98
5.2.2 REZULTATET NË PROCESIN E KOLEKSIONIT TË HERSHËM.....	102
5.3 NDIKIMI NË CILËSINË E PORTOFOLIT TË KREDIVE	103
5.4 ANALIZA E TREGUESVE TË PERFORMANCËS (KPI) DHE NDIKIMI OPERACIONAL I SISTEMIT IA-BPMN	104
5.5 VALIDIMI I MODELIT	116
KAPITULLI 6: PËRFUNDIME DHE REKOMANDIME	117
6.1 REKOMANDIME PËR INSTITUCIONET BANKARE	118

6.2 REKOMANDIME PËR AUTORITETET RREGULLATORE	119
6.3 REKOMANDIME PËR ZHVILLIM TEKNOLOGJIK	120
6.4 REKOMANDIME PËR KËRKIME TË ARDHSHEME	121
7 REFERENCA	123
8 ANEKSE.....	129
8.1 ANEKS MODELET: LOGISTIC REGRESSION, RANDOM FOREST, XGBOOST	129
8.2 ANEKS ANALIZA EDA	142

LISTA E FIGURAVE

Figurë 1 Relacionet Mes Ia Dhe Bpm.....	28
Figurë 2 Arkitektura E Sistemit Prototip Për Parashikimin Dhe Menaxhimin E Riskut Të Kredive.....	64
Figurë 3 Use Case Menaxhimi I Të Dhënave Dhe Regjistrimeve.....	70
Figurë 4 Use Case Pikëzimi I Aplikimeve Të Reja Të Kredisë	71
Figurë 5 Use Case Metrika Dhe Dashboard-Et E Performancës	73
Figurë 6 Cikli I Jetës Së Kredive Në Sistemin Ia–Bpm.....	75
Figurë 7 Roc Curve Krahasimi I Modeleve	86
Figurë 8 Ndërveprimi Shap Midis “Amount” Dhe “Months_Loan_Duration”	88
Figurë 9 Shap Summary Plot /Rëndësia Globale E Faktorëve Të Riskut.....	90
Figurë 10 Shap Waterfall Plot /Shpjegimi Individual I Vendimit	92
Figurë 11 Shap Heatmap Për 20 Veçoritë Më Të Rëndësishme Të Modelit Random Forest.....	94
Figurë 12 Kalibrimi I Modeleve	95
Figurë 13 Ndërfaqja E Aplikimit Për Kredi Dhe Vlerësimi Automatik I Riskut Nga Sistemi.....	98
Figurë 14 Pamje Dashboard Nga Modeli Prototip.....	99
Figurë 15 Pamje Raporti Nga Modeli Prototip	100
Figurë 16 Pamje Monitorimi Nga Modeli Prototip.....	100
Figurë 17 Mttta Para Edhe Pas Për Prosesi I Origjinimit Të Kredisë.....	107
Figurë 18 Mtttr Para Edhe Pas Për Prosesi I Origjinimit Të Kredisë	108
Figurë 19 Norma E Automatizimit Para Edhe Pas Për Prosesi I Origjinimit Të Kredisë	109
Figurë 20 Sla Para Edhe Pas Për Prosesi I Origjinimit Të Kredisë	110
Figurë 21 Mttta Para Dhe Pas Për Prosesi I Monitorimit Të Riskut.....	111
Figurë 22 Mtttr Para Dhe Pas Për Prosesi I Monitorimit Të Riskut	112
Figurë 23 Norma E Automatizimit Para Dhe Pas Për Prosesi I Monitorimit Të Riskut	112

Figurë 24 MttA Para Dhe Pas Për Procesi I Koleksionit Të Hershëm	114
Figurë 25 Mtr Para Dhe Pas Për Procesi I Koleksionit Të Hershëm	114
Figurë 26 Norma E Automatizimit Para Dhe Pas Për Procesi I Koleksionit Të Hershëm	115
Figurë 27 Ndërhyrja Manuale Para Dhe Pas Për Procesi I Koleksionit Të Hershëm	116

LISTA E TABELAVE

Tabelë 1 Sla Për Latency	52
Tabelë 2 Sla Për Throughput	53
Tabelë 3 Sla Për Disponueshmëri & Rikuperimt.....	54
Tabelë 4 Sla Për Failover & Rolling Upgrades:	54
Tabelë 5 Identiteti Dhe Kontrolli I Aksesit.....	56
Tabelë 6 Tipologjia E Aktorëve Në Sistem	67
Tabelë 7 Përmbledhje E Use Case	69
Tabelë 8 Metrikat E Modeleve	85
Tabelë 9 Krahassimi I Kpi-Ve Para Dhe Pas Integritimit Ia-Bpmn Për Tre Proceset Kryesore	105
Tabelë 10 Procesi I Origjinimit Të Kredisë	106
Tabelë 11 Procesi I Monitorimit Të Riskut	110
Tabelë 12 Procesi I Koleksionit Të Hershëm	113

SHKURTESA

Shkurtesa	Termi i plotë në anglisht	Shpjegimi në shqip
IA/AI	Artificial Intelligence	Inteligjencë Artificiale
BPM	Business Process Management	Menaxhim i Proceseve të Biznesit
BPMN	Business Process Model and Notation	Notacion për modelimin e proceseve të biznesit
ML	Machine Learning	
XAI	Explainable Artificial Intelligence	Inteligjencë artificiale e shpjegueshme
LIME	Local Interpretable Model-Agnostic Explanations	Interpretim lokal i pavarur nga modeli

SHAP	SHapley Additive exPlanations	Atribuimi i kontributeve sipas vlerave Shapley
PD	Probability of Default	Probabiliteti i mospagimit/Probabiliteti i dështimit
NPL	Non-Performing Loans	Kredi jo-performuese
LGD	Loss Given Default	Humbja në rast mospagimi
EAD	Exposure at Default	Ekspozimi në momentin e mospagimit
DPD	Days Past Due	Numri i ditëve me vonesë në pagesë
EWI	Early Warning Indicators	Treguesit paralajmërues të hershëm
BKR	Bureau Credit Rating	Rezultat kreditimi nga byroja kreditore
KPI	Key Performance Indicators	Tregues kyç të performancës
MTTA	Mean Time to Acknowledge	Koha mesatare e reagimit
MTTR	Mean Time to Resolution	Koha mesatare e zgjidhjes
SLA	Service Level Agreement	Marrëveshje e nivelit të shërbimit
API	Application Programming Interface	Ndërfaqe ndërveprimi mes sistemeve
SQL	Structured Query Language	Gjuhë për menaxhimin e databazave
UI	User Interface	Ndërfaqe përdoruesi
BI	Business Intelligence	Inteligjencë biznesi
WEF	World Economic Forum	Forumi Ekonomik Botëror
FSB	Financial Stability Board	Bord i Stabilitetit Financiar

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

FJALOR

Automated Learning	Mësim i Automatizuar
Advanced Analytics	Analiza të Avancuara
Data Processing	Përpunim i të Dhënave
High-capacity Data Processing	Përpunim i të dhënave me kapacitet të lartë
Predictive Models	Modele Parashikuese
Predictive Analytics	Analizë Parashikuese
Prescriptive Analytics	Analizë Përshkruese
Business Process Mapping	Hartëzim i Proceseve të Biznesit
Workflow	Rrjedhë pune
Process Monitoring	Monitorim i Proceseve
Predictive Process Monitoring	Monitorim Parashikues i Proceseve
Prescriptive Process Monitoring	Monitorim Përshkrues i Proceseve
Bottlenecks	Ngushtica / pika bllokimi
Ngjarje Logs	Gjurmë ngjarjesh
Credit Risk	Risk Kreditor
Risk Assessment	Vlerësim i Riskut
Risk Management	Menaxhim i Riskut
Credit Scoring	Pikëzim Kreditor
Loan Origination	Origjinim i Kredisë
Portfolio Monitoring	Monitorim i Portofolit
Latency	Vonese
Availability	Disponueshmëri
Failover	Kalim automatik në sistem rezervë
Rolling Upgrades	Përditësime graduale pa ndërprerje
Dashboard	Panel Kontrolli
Basel Committee on Banking Supervision	Komiteti i Bazelit për Mbikëqyrjen Bankare

HYRJJE

1.1 Konteksti dhe sfondi i studimit

Sektori bankar po përballlet me sfida të reja në një mjedis gjithnjë e më kompleks dhe të pasigurt ekonomik. Një nga sfidat më të mëdha për stabilitetin financiar është rritja e kredive jo-performuese (NPL), të cilat përfaqësojnë një burim të drejtpërdrejtë rreziku për institucionet financiare. NPL-të ndikojnë në rentabilitetin dhe likuiditetin e bankave, duke e vështirësuar aftësinë e tyre për të ofruar kredi të reja dhe për të ruajtur një portofol të shëndetshëm.

Në këtë kontekst, zhvillimet teknologjike dhe digjitalizimi i shpejtë po krijojnë mundësi të reja për menaxhimin më efektiv të riskut kreditor. Inteligjenca Artificiale (IA), përmes algoritmeve të avancuara të Machine Learning, ofron mjete të fuqishme për analizën e të dhënave të mëdha dhe për ndërtimin e modeleve të sakta për parashikimin e sjelljes së huamarrësve. Aftësia për të identifikuar në kohë reale sinjalet e hershme të mospagimit, për të personalizuar vlerësimet e riskut dhe për të përmirësuar vendimmarrjen operacionale, e pozicionon IA si një komponent kritik në arkitekturën e re të sistemit të menaxhimit të kredive.

Njëkohësisht, Menaxhimi i Proceseve të Biznesit (BPM) luan një rol thelbësor në strukturimin dhe automatizimin e rrjedhave të punës brenda institucioneve financiare. BPM nuk është thjesht një mekanizëm operacional, por një kornizë strategjike që siguron që të gjitha aktivitetet që lidhen me ciklin jetësor të kredisë nga aplikimi dhe aprovimi, deri te monitorimi dhe rikuperimi të jenë të integruara, të optimizuara dhe të kontrollueshme.

Në Shqipëri, edhe pse sektori bankar ka ndërmarrë hapa të rëndësishëm drejt modernizimit dhe digjitalizimit, sfida të tilla si menaxhimi i portofolit të kredive, përmirësimi i eficiencës operacionale dhe garantimi i pajtueshmërisë me rregulloret europiane mbeten ende të theksuara. Kjo krijon një terren të favorshëm për studime të thelluara që kombinojnë potencialin analitik të IA me qasjen sistematike të BPM-së, me qëllim përmirësimin e kapaciteteve të sektorit bankar në menaxhimin proaktiv të riskut kreditor.

1.2 Problematika e kërkimit

Përkundër përparimeve të rëndësishme në digjitalizimin e shërbimeve financiare, praktikat tradicionale për menaxhimin e riskut të kredive në sektorin bankar vijojnë të përballen me një sërë kufizimesh të theksuara. Modelet konvencionale të vlerësimit të kreditueshmërisë

bazohen kryesisht në analiza statistikore të të dhënave historike dhe në përdorimin e kriterëve standarde, të cilat shpesh nuk arrijnë të përfshijnë në mënyrë dinamike kompleksitetin e sjelljes financiare të klientëve, ndryshimet në mjedisin ekonomik apo faktorë të rinj të riskut.

Një nga problemet më të mprehta është paaftësia për të parashikuar në kohë reale kredinë e rrezikuar, gjë që çon në mungesë ndërhyrjeje të hershme dhe, rrjedhimisht, në rritje të kredive jo-performuese (NPL). Metrikat klasike, të tilla si scorecard-et tradicionale, shpesh nuk përshtaten shpejt me sjelljet e reja të tregut apo me modelet e konsumit financiar që ndryshojnë në mënyrë dinamike. Kjo krijon një hendek të qartë ndërmjet potencialit analitik të teknologjive të reja dhe kufizimeve të praktikave aktuale.

Për më tepër, në shumicën e rasteve, analizat e riskut zhvillohen në mënyrë të izoluar nga proceset operacionale të bankës. Kjo nënkupton një fragmentim të rrjedhës së informacionit dhe mungesë bashkërendimi ndërmjet aktorëve të përfshirë në ciklin jetësor të kredisë. Pa një lidhje të strukturuar ndërmjet vlerësimeve analitike dhe ndërveprimeve të përditshme operative nga shqyrtimi i aplikimeve të menaxhimit të portofolit dhe rikuperimi i borxheve bankat e kanë të vështirë të zbatojnë masa parandaluese apo korrigjuese në mënyrë të koordinuar dhe efektive.

Megjithatë, një kufizim edhe më thelbësor i qasjeve ekzistuese është fakti se risku i kredive trajtohet kryesisht si problem teknik i informacionit dhe i procesit, dhe jo si fenomen ekonomik i lidhur ngushtë me sjelljen e individëve dhe bizneseve. Vendimet për huamarrje dhe aftësia për shlyerje nuk varen vetëm nga karakteristikat statike të klientit, por ndikohen nga pritshmëritë ekonomike, cikli i jetës financiare, incentivat, si dhe nga ndryshimet në të ardhura dhe në kushtet e tregut. Këto elemente sjellore shpesh nuk reflektohen në mënyrë të mjaftueshme në modelet tradicionale të riskut.

Po ashtu, analizat hyrëse në literaturë dhe në praktikën bankare nuk adresojnë mjaftueshëm ndikimin e faktorëve makroekonomikë, si cikli ekonomik, normat e interesit, inflacioni dhe politika monetare, në përqendrimin apo përmirësimin e cilësisë së portofolit të kredive. Ndryshimet në këta faktorë ndikojnë drejtpërdrejt aftësinë paguese të huamarrësve dhe rrisin probabilitetin e mospagimit, veçanërisht në ekonomitë në zhvillim, ku elasticiteti financiar i individëve dhe bizneseve është i kufizuar.

Në këtë kuptim, problematika kërkimore nuk qëndron vetëm në përmirësimin teknik të modeleve parashikuese, por në integrimin e dimensionit ekonomik dhe sjellor të riskut me analizën e avancuar të të dhënave dhe me proceset operative bankare. Studimi pozicionohet kryesisht në nivel mikroekonomik, duke u fokusuar në vendimmarrjen e bankave dhe menaxhimin e portofolit të kredive, por me vetëdijen se përmirësimi i këtij niveli kontribuon indirekt edhe në stabilitetin akro-financiar.

Në Shqipëri, këto sfida pasqyrohen edhe më qartë për shkak të mungesës së integritetit të sistemeve, ndërtimit të pamjaftueshëm të kapaciteteve teknologjike dhe përdorimit të kufizuar të të dhënave në kohë reale. Si rrjedhojë, krijohet një nevojë urgjente për të eksploruar modele të reja që kombinojnë Inteligjencën Artificiale dhe Menaxhimin e Proceseve të Biznesit, jo vetëm për të kapërcyer boshllëqet teknike ekzistuese, por për të ndërtuar një qasje të integruar, dinamike dhe ekonomikisht të justifikuar ndaj menaxhimit të riskut të kredive.

1.3 Qëllimi dhe objektivat e studimit

Qëllimi kryesor i këtij studimi është të zhvillojë një model të integruar, i cili bashkon fuqinë analitike të Inteligjencës Artificiale (IA) me strukturën operacionale të Menaxhimit të Proceseve të Biznesit (BPM), për të mundësuar parashikimin dhe menaxhimin proaktiv të riskut të kredive në sistemin bankar. Duke u nisur nga sfidat e evidentuara në praktikën aktuale, studimi synon të adresojë mangësitë ekzistuese në ndërlidhjen ndërmjet analizës së riskut dhe ndërhyrjeve operacionale.

- ✓ *Objektivi nr. 1:* analizimi i faktorëve që ndikojnë në krijimin dhe përshkallëzimin e kredive jo-performuese (NPL), për të ndërtuar një kuadër të saktë diagnostikimi të burimeve të riskut.
- ✓ *Objektivi nr. 2:* aplikimi i teknikave të avancuara të Inteligjencës Artificiale, përfshirë algoritmet e Machine Learning, për të ndërtuar modele prediktive që mund të identifikojnë klientët me rrezik të lartë në fazat më të hershme të ciklit të kredisë.
- ✓ *Objektivi nr. 3:* modelimi i proceseve të biznesit bankar që lidhen me menaxhimin e kredisë, në mënyrë që të mundësohet një reagim i strukturuar, efikas dhe në kohë ndaj sinjaleve të rrezikut të evidentuara nga IA.
- ✓ *Objektivi nr. 4:* vlerësimi i performancës së modelit të propozuar në aspektin e saktësisë parashikuese, efikasitetit operacional dhe ndikimit në reduktimin e NPL-ve, duke përdorur metrika të standardizuara dhe skenarë simulues.

1.4 Pyetja dhe Hipoteza Kërkimore

Studimi synon të adresojë një nga sfidat kryesore të sistemit bankar bashkëkohor: përmirësimin e parashikimit dhe menaxhimit të riskut të kredive nëpërmjet një modeli të integruar që kombinon Inteligjencën Artificiale (IA) dhe Menaxhimin e Proceseve të Biznesit (BPM). Në këtë kontekst, pyetja qendrore e kërkimit është:

Pyetja kërkimore: Çfarë ndikimi ka integrimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit në përmirësimin e parashikimit dhe menaxhimit të riskut të kredive në sektorin bankar?

Hipoteza kërkimore: Integrimi i Inteligjencës Artificiale me Menaxhimin e Proceseve të Biznesit përmirëson ndjeshëm saktësinë e parashikimit dhe efikasitetin operacional në menaxhimin e riskut të kredive, duke çuar në një reduktim të ndjeshëm të kredive jo-performuese (NPL).

1.5 Rëndësia e Studimit

Ky studim përfaqëson një kontribut të rëndësishëm si në aspektin shkencor ashtu edhe në atë praktik, duke synuar të ndërthurë dy disiplina në zhvillim e sipër Inteligjencën Artificiale dhe Menaxhimin e Proceseve të Biznesit në funksion të përmirësimit të menaxhimit të riskut të kredive. Nga pikëpamja akademike, ai synon të mbushë një boshllëk të dukshëm në literaturën ekzistuese, ku integrimi i këtyre dy qasjeve nuk është trajtuar gjerësisht në kontekstin e sektorit bankar në vendet në zhvillim, dhe veçanërisht në Shqipëri.

Në aspektin praktik, gjetjet e studimit mund të shërbejnë si bazë për zhvillimin dhe implementimin e zgjidhjeve më të avancuara teknologjike në institucionet financiare. Bankat shqiptare dhe ato të rajonit, përballë sfidave të rritjes së NPL-ve, presionit rregullator dhe nevojës për dixhitalizim të thelluar, mund të përfitojnë ndjeshëm nga modelet e propozuara për të rritur efikasitetin, transparencën dhe përgjegjshmërinë në vendimmarrjen kreditore.

Studimi ofron gjithashtu rekomandime për politikëbërësit, autoritetet mbikëqyrëse dhe zhvilluesit e teknologjive financiare, duke promovuar adoptimin e një qasjeje më të ndërgjegjshme dhe të integruar ndaj riskut kreditues, në përputhje me standardet ndërkombëtare të qeverisjes së modeleve, etikës së IA dhe sigurisë operative.

1.6 Struktura e Disertacionit

Ky disertacion është strukturuar në gjashtë kapituj kryesorë, të cilët ndërtojnë një linjë logjike nga sfondi teorik drejt analizës empirike, ndërtimit të modelit dhe përfundimeve praktike.

Kapitulli 1: Hyrje

Përmbledh sfondin dhe kontekstin e problemit, formulon problematikën kërkimore, qëllimin dhe objektivat e studimit, pyetjen dhe hipotezën kërkimore, si dhe argumenton rëndësinë e studimit në aspektin shkencor dhe praktik.

Kapitulli 2: Rishikimi i Literaturës

Analizon literaturën ekzistuese mbi përdorimin e Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit në sektorin bankar për menaxhimin e riskut të kredive. Kapitulli përfshin sfidat teknike, organizative dhe rregullatore, me theks në përputhshmërinë dhe shpjegueshmërinë e modeleve, sidomos në kontekstin shqiptar dhe evropian.

Kapitulli 3: Metodologjia

Përshkruan qasjen kërkimore, modelin teorik dhe kornizën konceptuale, si dhe metodat e mbledhjes, përpunimit dhe analizës së të dhënave. Ky kapitull detajon gjithashtu teknikat e përdorura për modelimin e Inteligjencës Artificiale dhe rrjedhës së proceseve të biznesit.

Kapitulli 4: Zhvillimi i Modelit të Integruar

Paraqet ndërtimin e modelit të propozuar që integron Inteligjencën Artificiale me Menaxhimin e Proceseve të Biznesit. Shpjegon teknologjitë e përdorura, arkitekturën e sistemit, mënyrën e ndërveprimit mes komponentëve, dhe logjikën e vendimmarrjes nga aplikimi i kredisë deri te menaxhimi i riskut në kohë reale.

Kapitulli 5: Rezultatet dhe Analiza

Paraqet rezultatet e testimit dhe validimit të modelit. Krahason performancën e modeleve të ndryshme të IA, efektivitetin e proceseve të strukturuar të BPM-së dhe ndikimin e integritetit të tyre në reduktimin e kredive jo-performuese.

Kapitulli 6: Përfundime dhe Rekomandime

Diskuton gjetjet kryesore, rëndësinë e tyre për teorinë dhe praktikën, kufizimet e studimit dhe jep rekomandime për kërkime të ardhshme si dhe për zbatimin e modelit në sektorin bankar në Shqipëri dhe rajon.

1.7 Përfundime

Në këtë kapitull u paraqit sfondi problemor dhe rëndësinë strategjike të menaxhimit të riskut të kredive në sektorin bankar. U evidentuan kufizimet e qasjeve tradicionale dhe nevoja për ndërhyrje teknologjike përmes Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit. U formulua pyetja dhe hipoteza kërkimore, së bashku me objektivat specifike që do të udhëheqin të gjithë procesin kërkimor. Struktura e disertacionit u ndërtua për të reflektuar këtë rrjedhë logjike, duke nisur nga analizat teorike dhe metodologjike, e deri te ndërtimi dhe testimi i modelit të propozuar.

KAPITULLI 2: RISHIKIMI I LITERATURES

Ky kapitull synon të ofrojë një përmbledhje të thelluar të literaturës shkencore lidhur me përdorimin e Inteligjencës Artificiale (IA) dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit (BPM) në funksion të parashikimit dhe menaxhimit të riskut të kredive në sektorin bankar. Objektivi është të identifikohen konceptet kryesore, përparimet teknologjike dhe qasjet metodologjike të përdorura në këtë fushë, si dhe të vlerësohen mundësitë dhe kufizimet që lidhen me integrimin e këtyre teknologjive në një kontekst bankar.

Literatura në këtë fushë është e një rëndësie të veçantë për shkak të ndryshimeve të mëdha që po ndodhin në industrinë financiare si rezultat i dixhitalizimit dhe rritjes së kompleksitetit të riskut të kredive. Me rritjen e sasisë dhe kompleksitetit të të dhënave të disponueshme, bankat po kërkojnë mënyra më efikase për të vlerësuar aftësinë e huamarrësve për të shlyer detyrimet e tyre, si dhe për të ndërhyrë në kohë në rast të rreziqeve të larta. Rishikimi i literaturës ndihmon në identifikimin e praktikave më të mira ndërkombëtare dhe në vlerësimin e përshtatshmërisë së tyre për aplikim në sisteme financiare si ai shqiptar.

Qasja e ndjekur për këtë kapitull përfshin analizimin e studimeve empirike dhe teorike të publikuara gjatë dekadës së fundit në revista të njohura shkencore dhe akademike, me fokus në burime që trajtojnë modelet e IA për parashikimin e riskut të kredive, praktikën e BPM në bankat moderne dhe ndërveprimin midis këtyre dy komponentëve. Përzgjedhja e literaturës është bërë duke marrë parasysh relevancën tematike, cilësinë metodologjike dhe kontributin teorik ose praktik në fushën e menaxhimit të riskut financiar. Kjo qasje siguron një analizë të balancuar dhe të strukturuar të zhvillimeve aktuale dhe trendeve të ardhshme në këtë fushë.

2.1 Risku i kredive nga këndvështrimi i teorisë ekonomike

Nga perspektiva e teorisë ekonomike, risku i kredive përfaqëson një komponent themelor të funksionit të ndërmjetësimit financiar dhe lidhet drejtpërdrejt me mënyrën se si bankat alokojnë kapitalin në kushte pasigurie dhe informacioni të papërsosur. Teoritë moderne të ndërmjetësimit financiar theksojnë se bankat ekzistojnë dhe krijojnë vlerë ekonomike pikërisht sepse janë në gjendje të reduktojnë asimetrinë e informacionit midis kursimtarëve dhe huamarrësve, të monitorojnë sjelljen e këtij të fundit dhe të menaxhojnë riskun kreditor më eficientisht sesa tregjet e decentralizuara (Boot et al., 2021). Në këtë kuadër, risku i kredive nuk është një devijim aksidental, por një element strukturor i aktivitetit bankar, i lidhur me natyrën e kontratës së kredisë dhe me pasigurinë mbi sjelljen e huamarrësve në të ardhmen.

Teoria ekonomike e riskut bankar e lidh ngushtë kreditimin me kompromisin risk–return. Bankat përballen vazhdimisht me nevojën për të balancuar rritjen e kthimit financiar përmes zgjerimit të portofolit të kredive me rrezikun e humbjeve nga mospagimi. Literatura empirike e viteve të fundit tregon se ekziston një marrëdhënie pozitive midis riskut të portofolit dhe kthimit të pritshëm, por kjo marrëdhënie është jolineare dhe varet nga struktura e portofolit, diversifikimi dhe cilësia e informacionit të disponueshëm (Dang, 2020). Strategjitë agresive të kreditimit, të orientuara drejt maksimizimit të fitimit afatshkurtër, shpesh çojnë në rritje të ekspozimit ndaj riskut dhe në përkeqësim të cilësisë së aktiveve në periudha afatmesme, duke e bërë kompromisin risk–return një problem dinamik dhe jo statik.

Një dimension tjetër thelbësor në teorinë ekonomike të riskut kreditor është sjellja prociklike e bankave përgjatë ciklit ekonomik. Studimet teorike dhe empirike argumentojnë se gjatë fazave të zgjerimit ekonomik, bankat priren të rrisin ofertën e kredisë dhe të ulin standardet e kreditimit, të nxitura nga optimizmi i tregut, rritja e vlerës së kolateralit dhe presioni për kthime më të larta (Gambacorta & Shin, 2018). Në këto periudha, perceptimi i riskut zvogëlohet, ndërsa ekspozimi real ndaj riskut rritet në mënyrë të fshehtë. Në të kundërt, gjatë fazave të tkurrjes ekonomike, bankat shtrëngojnë kreditimin, rrisin kërkesat për kolateral dhe kufizojnë aksesin në financim, duke përforcuar efektet negative të recesionit mbi ekonominë reale.

Literatura e fundit thekson se kjo sjellje prociklike është e lidhur edhe me incentivat rregullatore dhe kapitalizimin bankar. Bankat me kapital më të dobët ose me presion më të lartë për rentabilitet shfaqin tendencë më të fortë për risk-taking gjatë fazave të zgjerimit, ndërsa reagojnë më ashpër gjatë tkurrjeve ekonomike (Dias, 2021). Kjo sjellje e amplifikon

ciklin ekonomik dhe e shndërron riskun kreditor nga një problem mikroekonomik në një burim potencial të paqëndrueshmërisë makro-financiare.

Në këtë kontekst, teoria ekonomike sugjeron se menaxhimi efektiv i riskut të kredive kërkon mekanizma që të jenë të aftë të kapin si dimensionin individual të huamarrësit, ashtu edhe dinamikën ciklike të ekonomisë. Qasjet moderne, të mbështetura në analiza të avancuara të të dhënave dhe modele prediktive, synojnë pikërisht të zbusin këtë prociklikalitë duke përmirësuar vlerësimin e riskut në kohë reale dhe duke mbështetur vendimmarrjen bankare mbi baza më të qëndrueshme ekonomike. Kjo e vendos riskun e kredive në qendër të debatit teorik mbi stabilitetin financiar dhe rolin e bankave në ciklin ekonomik bashkëkohor.

2.2 Inteligjenca Artificiale në Menaxhimin e Riskut të Kredive

Ky seksion shqyrton rolin e Inteligjencës Artificiale (IA) në menaxhimin e riskut të kredive, duke e trajtuar atë si një komponent kyç të evoluimit bashkëkohor të praktikave bankare drejt vendimmarrjes së bazuar në të dhëna. Analiza fokusohet fillimisht në përdorimin e algoritmeve të machine learning dhe deep learning për vlerësimin e probabilitetit të mospagimit dhe klasifikimin e riskut të klientëve, duke evidentuar kontributin e tyre në rritjen e saktësisë parashikuese dhe fleksibilitetit operacional. Më tej, paraqitet një krahasim i strukturuar ndërmjet qasjeve të bazuara në IA dhe modeleve statistikore tradicionale, duke u ndalur në përparësitë funksionale dhe kufizimet metodologjike që lidhen me interpretueshmërinë, transparencën dhe menaxhimin e paragjyqimeve. Në fund, diskutimi vendoset në kontekstin shqiptar, duke reflektuar zhvillimet ekzistuese, sfidat institucionale dhe kërkesat rregullatore europiane, si dhe duke argumentuar potencialin e IA për një menaxhim më të avancuar, proaktiv dhe të qëndrueshëm të riskut të kredive në sektorin bankar vendas.

2.2.1 Përdorimi i algoritmeve të IA për vlerësimin e riskut të kredive

Zbatimi i Inteligjencës Artificiale (IA) në sistemet financiare ka rikonfiguruar mënyrën se si institucionet bankare vlerësojnë riskun e kredive, duke e bërë këtë proces më të saktë, më të shpejtë dhe më të përshtatshëm për kushtet dinamike të tregut. Algoritmet e machine learning janë në qendër të këtij transformimi, pasi mund të analizojnë volume të mëdha të dhënash dhe të zbulojnë modele të fshehura që shpesh mbeten të pazbuluara nga metodat tradicionale statistike.

Ndër algoritmet më të përdorura për qëllime të klasifikimit të kredive me risk të lartë janë Random Forest, Gradient Boosting, Support Vector Machines dhe rrjetat neuronale artificiale. Në një studim gjithëpërfshirës, *Lessmann et al. (2015)* testuan disa algoritme të

avancuara dhe treguan se ato tejkalojnë ndjeshëm modelet tradicionale si regresioni logjistik për saktësinë e klasifikimit të kredive. Ata theksojnë se Random Forest dhe rrjetat neuronale janë veçanërisht efektive në identifikimin e klientëve me probabilitet të lartë default-i.

Krahas përmirësimit të performancës parashikuese, IA mundëson edhe mësimin e vazhdueshëm nga të dhënat e reja që grumbullohen gjatë operacioneve të përditshme bankare. *Bussmann et al. (2021)* argumentojnë se sistemet IA mund të përditësohen në kohë reale, duke i bërë ato të përshtatshme për menaxhimin e riskut në një mjedis ekonomik të paqëndrueshëm. Për më tepër, avancimet në teknologjitë e Deep Learning kanë zgjeruar aplikimin e IA për përpunimin e të dhënave jostrukturale, përfshirë analizën semantike të dokumenteve apo të dhënave nga rrjetet sociale (*Martens et al., 2016*).

Sidoqoftë, përdorimi i algoritmeve të ndërlikuar ngre sfida të rëndësishme në lidhje me transparencën dhe interpretueshmërinë. Modeli i rrjetave neuronale, për shembull, është shpesh i vështirë për t'u shpjeguar, gjë që mund të kufizojë përdorimin e tij në sektorë të rregulluar fort si bankingu. Për këtë arsye, studimet e fundit rekomandojnë integrimin e metodologjive të Explainable AI (XAI), të cilat synojnë të bëjnë algoritmet më të kuptueshme për vendimmarrësit dhe për autoritetet rregullatore (*Doshi-Velez & Kim, 2017*).

Përfundimisht, literatura konsiston në një dakordësi të gjerë mbi faktin se Inteligjenca Artificiale jo vetëm që përmirëson ndjeshëm procesin e vlerësimit të riskut të kredive, por gjithashtu krijon potencial të lartë për ndërtimin e sistemeve më dinamike dhe proaktive të menaxhimit të riskut në bankat moderne.

2.2.2 Përparësitë dhe kufizimet krahasuar me modelet tradicionale

Zbatimi i Inteligjencës Artificiale (IA) në menaxhimin e riskut të kredive ka rikonfiguruar mënyrën se si institucionet financiare vlerësojnë aftësinë e huamarrësve për të shlyer detyrimet. Ndryshe nga modelet tradicionale statistikore si regresioni logjistik, analiza diskriminuese lineare dhe metodat e bazuara në rregulla algoritmet e IA kanë aftësinë për të trajtuar të dhëna të mëdha, të ndërlikuara dhe jolineare, duke rritur ndjeshëm saktësinë e klasifikimit dhe parashikimit të riskut.

Përparësia kryesore e IA qëndron në fuqinë e saj parashikuese. Në një analizë krahasuese të metodave moderne për vlerësimin e riskut të kredive, *Lessmann et al. (2015)* treguan se algoritmet si Random Forest dhe Gradient Boosting Machines performojnë më mirë sesa

modelet tradicionale në shumë metrika të klasifikimit. Këto algoritme nuk kanë nevojë për supozime të forta statistikore dhe janë më të përshtatshme për të përpunuar të dhëna komplekse dhe të paqarta. Po ashtu, përdorimi i rrjetave neuronale dhe Deep Learning është rritur, veçanërisht në sistemet bankare që përballen me të dhëna jostrukturore, si përmbajtja tekstuale ose analiza e ndjeshmërisë nga burime të jashtme (Siddiqi, 2017).

Një tjetër avantazh i IA është kapaciteti për të mësuar në mënyrë të vazhdueshme, duke përmirësuar performancën me kalimin e kohës dhe me rritjen e volumit të të dhënave. Sipas Fuster et al. (2019), algoritmet IA janë më dinamike dhe reaguese ndaj ndryshimeve në sjelljen e klientëve apo në kushtet makroekonomike. Në këtë drejtim, Mujo (2025) thekson se përmes analizave parashikuese të mbështetura nga IA, bankat mund të zbatojnë strategji më efektive për menaxhimin e kredive me probleme (NPL), duke reduktuar ndjeshëm humbjet financiare dhe ekspozimin ndaj riskut.

Megjithatë, literatura gjithashtu thekson kufizime të rëndësishme që lidhen me përdorimin e IA në kreditim. Një nga shqetësimet më të mëdha është mungesa e transparencës në algoritmet e avancuara. Modelet si rrjetat neuronale thellësisht të trajnueshme funksionojnë shpesh si "kuti të zeza", duke e bërë të vështirë për bankat të shpjegojnë vendimet përballë rregullatorëve apo klientëve. Bussmann et al. (2021) dhe Mujo et al. (2025) theksojnë rëndësinë e metodave të Explainable AI (XAI), të cilat përmirësojnë shpjegueshmërinë e modeleve IA në proceset e vendimmarrjes, duke rritur kështu transparencën dhe besimin institucional.

Për më tepër, ekziston rreziku i paragjykimeve algoritmike, nëse të dhënat historike përmbajnë tendenca diskriminuese. Kjo është veçanërisht e rrezikshme në sistemet automatike të miratimit të kredive, të cilat mund të marginalizojnë grupe të caktuara të popullsisë. Hurley & Adebayo (2017) paralajmërojnë se mungesa e kontrollit mbi të dhënat e trajnimit dhe mungesa e vlerësimit etik mund të përforcojnë pabarazitë sociale.

Në përfundim, IA ofron një potencial të jashtëzakonshëm për të përmirësuar mënyrën se si bankat vlerësojnë dhe menaxhojnë riskun e kredive, por përfitimet e saj mund të shfrytëzohen në mënyrë të qëndrueshme vetëm nëse adresohen sfidat që lidhen me transparencën, etikën dhe përputhshmërinë rregullatore.

2.2.3 Inteligjenca Artificiale në Menaxhimin e Riskut të Kredive në kontekstin shqiptar

Zhvillimet në përdorimin e Inteligjencës Artificiale (IA) për menaxhimin e riskut të kredive në Shqipëri janë ende në faza të hershme, por evidencat tregojnë për një rritje të interesit

institucional dhe akademik për të eksploruar këtë potencial. Shqipëria, si pjesë e një tregu financiar në zhvillim, përballët me sfida strukturore dhe kapacitetesh, por po ndërmer hapa për të përmirësuar analizën e riskut përmes teknologjive të avancuara.

Fejza, Nace dhe Kulla (2022) në një studim të thelluar mbi rreziqet e kreditimit në vende në zhvillim, theksojnë ndikimin e faktorëve makroekonomikë dhe institucionalë në ndërtimin e modeleve efektive të parashikimit të riskut. Në vijim të kësaj linje kërkimore, Dharmo et al. (2025) analizojnë performancën e metodave të klasifikimit në identifikimin e bizneseve në distress financiar në Shqipëri, duke ilustruar se teknikat e IA përfshirë modelet e regresionit logjistik dhe rrjetat neuronale ofrojnë përmirësim të ndjeshëm në krahasim me qasjet tradicionale statistikore.

Në nivel institucional, Banka e Shqipërisë ka nisur të eksperimentojë me aplikime të IA dhe të metodave të Machine Learning. Në buletinet e saj të fundit kërkimore (Banka e Shqipërisë, 2023, 2024), përmenden përpjekje për të integruar stres-testimin klimatik dhe analiza kuantitative në politikat e stabilitetit financiar. Për më tepër, puna e Vika (2025) mbi përdorimin e rrjetave LSTM për parashikimin e çmimeve të pasurive të paluajtshme në Shqipëri, ofron një rast konkret të zbatimit të IA në një aspekt të ndërlidhur ngushtë me riskun e kredive vlerësimin e kolateralit.

Nga një perspektivë më e gjerë rajonale, Hoti (2024) thekson faktorët specifikë të riskut të kredive në Ballkanin Perëndimor dhe përputhshmërinë e sfidave me realitetin shqiptar, veçanërisht në menaxhimin e kredive me probleme (NPL). Këto vëzhgime konfirmohen edhe nga FMN (2025), e cila përmes një vlerësimi të sektorit bankar shqiptar një dekadë pas krizës globale, sugjeron nevojën për modernizim digjital dhe forcimin e kapaciteteve analitike. Paralelisht, kolona “grey literature” si Kolleshi et al. (2024) dhe studime paraprake mbi modelimin e NPL-ve me ML përforcojnë argumentin për një lëvizje drejt dixhitalizimit analitik të sektorit.

Në aspektin rregullator, Shqipëria referon kornizat e Bashkimit Evropian dhe të EBA për pajtueshmëri. Rregullorja Evropiane për Inteligjencën Artificiale (Regulation (EU) 2024/1689) kategorizon sistemet e kreditimit si “high-risk”, duke kërkuar transparencë, gjurmueshmëri, shpjegueshmëri dhe kontroll mbi bias-in. Në të njëjtën linjë, Udhëzimet e EBA (2020) për aplikimin dhe monitorimin e kredive theksojnë nevojën për të dhëna cilësore dhe vendimmarrje të paanshme standarde që teknologjitë e IA mund t’i përmbushin vetëm nëse ndërtohen mbi baza të sigurta metodologjike dhe etike.

Në përfundim, ndërsa potenciali për integrimin e IA në menaxhimin e riskut të kredive në Shqipëri është i dukshëm, boshllëqet në kapacitetet teknologjike, mungesa e të dhënave të

strukturuara dhe nevoja për edukim profesional mbeten sfida madhore. Pavarësisht kësaj, literatura ofron sinjale të qarta se Shqipëria ndodhet në fillimet e një tranzicioni të rëndësishëm drejt analizës së avancuar dhe menaxhimit të automatizuar të riskut financiar.

2.3 Menaxhimi i Proceve të Biznesit në Sektorin Bankar

Ky seksion trajton Menaxhimin e Proceve të Biznesit (BPM) si një qasje themelore për rritjen e efikasitetit operacional, transparencës dhe qeverisjes së riskut në sektorin bankar. BPM analizohet si një mekanizëm strukturues që lidh objektivat strategjike të institucioneve financiare me ekzekutimin e përditshëm të proceseve, duke mundësuar standardizim, monitorim dhe përmirësim të vazhdueshëm të rrjedhave operative. Në vijim, seksioni fokusohet në rolin e BPM në optimizimin e operacioneve dhe menaxhimin e riskut operacional dhe të kredive, në rëndësinë e hartëzimit të proceseve dhe ndërhyrjeve teknologjike bashkëkohore, si dhe në analizën e zbatimit të BPM në kontekstin shqiptar. Kjo qasje krijon bazën konceptuale për të kuptuar se si BPM shërben si shtyllë organizative dhe teknike për integrimin e mëvonshëm me Inteligjencën Artificiale, duke mbështetur një menaxhim më të strukturuar, të qëndrueshëm dhe të përshtatshëm ndaj kërkesave rregullatore dhe dinamizmit të tregut financiar.

2.3.1 Roli i BPM në optimizimin e operacioneve dhe menaxhimin e riskut

Menaxhimi i Proceve të Biznesit (BPM) është një qasje thelbësore për organizatat që kërkojnë të përmirësojnë mënyrën se si funksionojnë, duke sjellë përfitime në efikasitet, cilësi dhe përputhshmëri rregullatore. Në sektorin bankar, BPM luan një rol të rëndësishëm në përballimin e sfidave të rritura të dixhitalizimit, konkurrencës dhe kërkesave të mbikëqyrjes, veçanërisht në lidhje me menaxhimin e riskut operacional dhe të kredive (Dumas et al., 2018; Weske, 2019).

Optimizimi i operacioneve bankare përmes BPM ndodh nëpërmjet modelimit, analizës dhe ristrukturimit të rrjedhave të punës, duke identifikuar vendet ku ndodhin vonesa, gabime apo mbivendosje. Siç shpjegon Harmon (2019), aplikimi i BPM çon në automatizimin e proceseve rutinë dhe përmirësimin e bashkëpunimit ndërdepartamental, duke ndikuar drejtpërdrejt në performancën organizative. Për shembull, transformimi i procesit të miratimit të kredive, nga një model manual në një rrjedhë të automatizuar me vendimmarrje të bazuar në rregulla të qarta dhe analiza të të dhënave, rrit shpejtësinë, transparencën dhe gjurmueshmërinë e operacioneve.

Në aspektin e menaxhimit të riskut, literatura e fundit mbështet idenë se BPM ndihmon në ndërtimin e mekanizmave proaktivë për zbutjen e riskut operacional dhe të riskut të kreditit. Kornizat ndërkombëtare, si ato të miratuara nga *Basel Committee on Banking Supervision (2021)* dhe të pasqyruara në udhëzimet për reziliencën operationale dhe menaxhimin e riskut operacional (PSMOR), rekomandojnë një qasje të bazuar në proces për identifikimin, vlerësimin dhe kontrollin e riskut. BPM kontribuon në këtë drejtim duke siguruar që proceset të dokumentohen qartë, të monitorohen në kohë reale dhe të jenë në gjendje të rikuperohen shpejt në rast të ndërprerjeve (Chapelle, 2019; IMF, 2024).

Ndërkohë, literatura e rasteve të zbatimit të BPM në sektorin financiar (vom Brocke, Mendling & Rosemann, 2018; 2020; 2025) tregon se sukseset më të mëdha janë arritur aty ku BPM është kombinuar me teknologji të avancuara si *Process Mining*, *RPA* dhe *Inteligjenca Artificiale*. Kjo i mundëson bankave të analizojnë proceset ekzistuese dhe të përmirësojnë vendimmarrjen strategjike në menaxhimin e riskut dhe optimizimin e burimeve.

Në përfundim, BPM nuk është vetëm një mjet për përmirësimin e efikasitetit, por një shtyllë qendrore për menaxhimin e qëndrueshëm të riskut në sektorin bankar. Ajo fuqizon kontrollin operativ, rrit transparencën dhe mbështet ndërtimin e një strukture fleksibël që i përgjigjet dinamikave të tregut dhe kërkesave të rregullatorëve financiarë.

2.3.2 Hartëzimi i proceseve dhe ndërhyrjet teknologjike

Hartëzimi i proceseve është një komponent themelor i Menaxhimit të Proceseve të Biznesit (BPM), i cili i mundëson organizatave financiare të kuptojnë në mënyrë të strukturuar rrjedhat e punës dhe ndërveprimet ndërmjet aktorëve dhe sistemeve. Në sektorin bankar, kjo praktikë ndihmon në përmirësimin e kontrollit, efikasitetit dhe transparencës në operationet thelbësore si përpunimi i kredive, menaxhimi i riskut dhe përputhshmëria rregullatore (Dumas et al., 2018).

Standardi ndërkombëtar Business Process Model and Notation (BPMN) ofron një gjuhë të formalizuar për modelimin vizual të proceseve, duke e bërë të mundur hartëzimin e saktë të rrjedhave operative në institucionet financiare (Object Management Group, 2014). Për shembull, në kontekstin e proceseve të kredive, hartëzimi përfshin ciklin që nga aplikimi dhe shqyrtimi i dokumentacionit, deri te aprovimi dhe monitorimi i shlyerjes. Kjo strukturë ndihmon në identifikimin e pikave kritike ku ndodhin vonesa apo devijime nga politikat e brendshme (Shankararaman et al., 2018; "Bank Loan Processes using BPMN Modelling", n.d.).

Teknologjitë moderne po transformojnë mënyrën se si këto procese menaxhohen. Process Mining, siç e përshkruan van der Aalst (2016), lejon analiza të bazuara në të dhëna reale të sistemit për të zbuluar se si ekzekutohen vërtet proceset, duke i krahasuar ato me hartëzimet teorike dhe duke nxjerrë devijime, fasha të performancës, apo shkaqet e rrënjësura të vonesave. Në një rast studimi të aplikimit të Process Mining mbi kërkesat për kredi në një institucion financiar, Moreira et al. (2018) treguan se mund të identifikohen segmente të proceseve ku vonesat dhe mungesa e automatizimit çojnë në ekspozim më të lartë ndaj riskut.

Përveç analizës, ndërhyrjet teknologjike përfshijnë përdorimin e Robotic Process Automation (RPA) për automatizimin e detyrave të përsëritshme si përpunimi i dokumentacionit KYC apo verifikimi i të dhënave të klientëve. Siç raportohet nga Lumenalta (2024) dhe Datamatics (n.d.), këto zgjidhje janë zbatuar me sukses në banka për të ulur ngarkesën operacionale dhe për të përmirësuar shpejtësinë e shërbimeve.

Ndërkohë, zhvillimet në Open Banking dhe standardet ndërkombëtare si ISO 20022 po sjellin transformime të mëdha në mënyrën se si bankat shkëmbejnë të dhëna dhe ndërveprojnë me klientët dhe palët e treta. Raportet nga BIS (2019), Cambridge Centre for Alternative Finance (2024), dhe SWIFT (2025) theksojnë se ndërthurja e BPM me API-të dhe formatet e reja të të dhënave përmirëson ndjeshëm ndërveprimin ndër-sistemik dhe mundëson një ndërtim më fleksibël të proceseve bankare.

Në përfundim, kombinimi i hartëzimit të standardizuar me ndërhyrjet teknologjike moderne nga process mining deri te RPA dhe open APIs përfaqëson një transformim rrënjësor në menaxhimin e proceseve në sektorin bankar. Kjo qasje jo vetëm që rrit efikasitetin, por siguron edhe një mjedis më të qëndrueshëm dhe të kontrollueshëm për menaxhimin e riskut operacional dhe rregullator.

2.3.3 Menaxhimi i Proceseve të Biznesit në Sektorin Bankar në Kontekstin Shqiptar

Në Shqipëri, transformimi digjital dhe menaxhimi i proceseve të biznesit (BPM) po bëhen tema të rëndësishme për bankat dhe institucionet financiare, veçanërisht për efektet që kanë në eficiencë, përputhje me rregulloret dhe integrim me sistemet ndërkombëtare të pagesave.

Studiuesit shqiptarë Topalli & Molishti (2025) raportojnë rezultatet e sondazhit të dixhitalizimit 2024 për sektorin bankar shqiptar, ku evidentohen përmirësime në përdorimin e platformave digjitale për shërbime ndaj klientëve, automatizimin e disa proceseve të brendshme dhe një interes në adoptimin e teknologjive si API dhe orkestrim

të proceseve ndër-bankare. Kjo tregon se bankat po fillojnë të hartëzojnë dhe të rishikojnë proceset e tyre për të përshpejtuar procedurat dhe për të zvogëluar kostot operative.

Një fushë tjetër ku BPM duket se po luan rol vendimtar është integrimi me sistemet ndërkombëtare të pagesave. Vendimet e Bankës së Shqipërisë dhe përfshirja në skemat SEPA janë shembuj konkretë të ndikimit të BPM në orkestrimin dhe standardizimin e rrjedhave operative ndër-bankare, të cilat kërkojnë procese të qarta, sisteme automatike për verifikim dhe harmonizim teknik (Bank of Albania, 2024; European Payments Council, 2025). Këto masa përmirësojnë shpejtësinë e pagesave, reduktojnë gabimet e re-keying dhe ofrojnë besueshmëri më të madhe për institucionet dhe klientët.

Në aspektin rregullator, bankat shqiptare po përballen me nevojën për t'u përputhur me kornizat që EBA ka vendosur për loan origination dhe monitoring (EBA/GL/2020/06) dhe për risqet operationale dhe reziliencë. Këto kërkesa rregullatore vendosin standarde për dokumentim, auditim procesesh, cilësinë e të dhënave dhe kontrollin e brendshëm të proceseve bankare. Banka e Shqipërisë, përmes udhëzimeve dhe politikave të saj rregullative, po imponon që institucionet licencuara të kenë procedura të qarta për qeverisjen e proceseve dhe kontrollin e riskut operacional.

Disa raste vendase ilustrojnë përpjekje konkrete për të implementuar BPM në praktikë. Për shembull, BKT dhe Union Bank Albania kanë nisur investime në open banking / API portals, duke përmirësuar ndërfaqet teknologjike për shërbimet e klientëve. Studime të dixhitalizimit identifikojnë sfidat e organizimit të brendshëm, aftësive teknike dhe harmonizimit të infrastrukturës SI/IT si pengesa kryesore për adoptim të plotë.

Në përmbledhje, për kontekstin shqiptar mund të thuhet se BPM është duke marrë hov, me disa iniciativa që po zbatojnë procese të qarta, orkestrim ndër-bankor dhe standardizim teknik. Megjithatë, sfidat kryesore që vazhdojnë janë mungesa e harmonizimit teknologjik, kapacitetet e kufizuara njerëzore, nevoja për risqe operative më të fortë dhe përputhshmëri strikte me kornizat rregullatore të BE-së dhe institucioneve ndërkombëtare.

2.4 Integrimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit në Sistemet Bankare

Ky seksion analizon integrimin e Inteligjencës Artificiale (IA) dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit (BPM) si një fazë të avancuar të transformimit digjital në sektorin bankar, ku strukturimi i proceseve ndërthuret me kapacitetet analitike dhe parashikuese të IA. Diskutimi fokusohet në modelet hibride që rezultojnë nga ndërveprimi i këtyre dy

qasjeve, duke evidentuar mënyrën se si ato kontribuojnë në përmirësimin e efikasitetit operacional, cilësisë së vendimmarrjes dhe menaxhimit proaktiv të riskut. Në vijim, trajtohet vlera e shtuar organizative e këtij integrimi, përmes reduktimit të kostove, përshpejtimit të proceseve dhe rritjes së ndërveprueshmërisë ndër-institucionale, si dhe analizohen sfidat teknike dhe organizative që shoqërojnë zbatimin e tij. Kjo analizë vendos një bazë konceptuale të rëndësishme për të kuptuar rolin e integritit IA–BPM si mekanizëm kyç për ndërtimin e sistemeve bankare më të zgjuara, reziliente dhe të përputhshme me kërkesat rregullatore bashkëkohore

2.4.1 Modelet hibride dhe ndërveprimi i dy qasjeve

Integrimi i Inteligjencës Artificiale (IA) dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit (BPM) përfaqëson një prirje strategjike të re në transformimin e sistemeve bankare, ku efikasiteti operacional ndërthuret me vendimmarrje të automatizuar dhe të zgjuar. Këto dy fusha, historikisht të zhvilluara në mënyrë të ndarë, po konvergojnë për të krijuar modele hibride që rrisin ndjeshëm performancën, transparencën dhe adaptueshmërinë e proceseve bankare në kohë reale (Fettke & Di Francescomarino, 2025). BPM ofron strukturën, standardizimin dhe kontrollin e rrjedhave të punës bankare, ndërsa IA kontribuon me kapacitete për analizë parashikuese, optimizim dhe vendimmarrje të automatizuar. Studime si ai i Ceravolo et al. (2024) dhe Di Francescomarino et al. (2022) tregojnë se përdorimi i predictive process monitoring në sistemet e kredive apo pagesave ndihmon bankat të parashikojnë vonesa, dështime të transaksioneve ose rritje të riskut operacional në faza të hershme të ekzekutimit të një procesi.

Modelet hibride marrin forma të ndryshme, nga përdorimi i algoritmeve të Machine Learning në analizën e gjurmëve të procesit (ngjarje logs), deri te ndërthurja e process mining me sistemet e IA për auditim, vlerësim risku apo kontroll të brendshëm (Li et al., 2025). Për shembull, në auditimin e kredive, IA përdoret për të identifikuar modelet devijuese të sjelljes së klientëve, ndërsa BPM ofron strukturën për të zbatuar masa korrigjuese dhe përmirësuese.

Së fundmi, modelet prescriptive process monitoring, që kombinojnë modelimin e proceseve me analiza kauzale dhe sugjerime të automatizuara për ndërhyrje, janë përdorur me sukses në sisteme bankare për të reduktuar riskun e mosshlyerjes së kredive dhe për të përmirësuar përputhshmërinë (Bozorgi et al., 2023; Kubrak et al., 2022). Këto sisteme marrin vendime proaktive, si refuzimi automatik i aplikimeve me probabilitet të lartë dështimi ose dërgimi i paralajmërimeve të menaxherët për ndërhyrje njerëzore.

Zbatimet industriale e dëshmojnë praktikisht këtë ndërveprim. Për shembull, rastet e suksesshme të raportuara nga Automation Anywhere, UiPath dhe Blue Prism përfshijnë integrimin e Robotic Process Automation (RPA) me analiza IA për verifikimin e dokumentacionit të kredive, trajtimin e kërkesave të klientëve dhe kontrollin e përputhshmërisë në kohë reale. Këto teknologji jo vetëm që automatizojnë veprimet e përsëritura, por përmirësojnë edhe fleksibilitetin e menaxhimit të rrezikut (AIMultiple, 2025).

Megjithëse perspektivat janë premtuese, sfidat mbeten. Këtu përfshihen nevoja për ndërveprim të sistemeve heterogjene, transparenca në modelet IA dhe ndërtimi i besimit institucional. Sipas Bemthuis et al. (2025), ndërlidhja efektive kërkon integrim teknik të fortë, arkitektura të hapura dhe një kuadër të qartë rregullator që të mbështesë këto zhvillime hibride në mënyrë të qëndrueshme.

2.4.2 Vlera e shtuar nga integrimi IA–BPM dhe ndikimi në efikasitetin organizativ

Integrimi i Inteligjencës Artificiale (IA) me Menaxhimin e Proceseve të Biznesit (BPM) përfaqëson një qasje të avancuar transformuese që tejkalon optimizimin tradicional të operacioneve bankare. Kjo ndërthurje krijon vlerë të shtuar jo vetëm përmes automatizimit, por edhe përmes përmirësimit të efikasitetit organizativ, duke ndikuar në ciklet kohore, kapacitetin përpunues dhe uljen e kostove. Raportet e fundit të industrisë theksojnë se bankat që adoptojnë modele hibride IA–BPM mund të arrijnë reduktim të kostove operative deri në 20–30%, rritje të throughput-it deri në 50%, dhe përmirësim të cilësisë së vendimmarrjes në kohë reale (McKinsey & Company, 2025; Accenture, 2024; Deloitte, 2025). Në aspektin teknik, integrimi mbështetet nga përparimet në Predictive dhe Prescriptive Process Monitoring (PPM/PrPM), që analizojnë të dhënat e proceseve për të parashikuar performancën (si koha e mbetur apo rreziku për vonesë) dhe për të sugjeruar ndërhyrje të automatizuara. Siç theksojnë Ceravolo et al. (2024) dhe Kubrak et al. (2022), këto teknika fuqizojnë arkitekturën e BPM për të lejuar vendimmarrje të menjëhershme, bazuar në metrika të matura nga procesi vetë. Në praktikë, kjo do të thotë se një bankë mund të identifikojë në kohë reale një kërkesë kredie që po devijon nga rrjedha standarde dhe të zbatojë politika të ndërhyrjes proaktive, duke parandaluar vonesa apo rreziqe operacionale.

Një ilustrim konkret i përfitimeve sjell rasti i përpunimit të kredive të analizuar nga Moreira et al. (2018), ku aplikimi i process mining në një bankë reale zbuloi bottlenecks të konsiderueshme në fazat e verifikimit, të cilat pas ndërhyrjeve teknologjike çuan në reduktime të ndjeshme të kohës mesatare të përpunimit dhe rritje të saktësisë së vendimeve.

Kjo dëshmon fuqinë e IA për të përforcuar rrjedhat BPM në situata të ngarkuara dhe komplekse.

Përtej përfitimeve të brendshme, efikasiteti ndër-organizativ është rritur ndjeshëm përmes ndërveprueshmërisë teknologjike të mundësuar nga open banking dhe API-të. Sipas Bankës Botërore (2020) dhe Komitetit të Bazelit (2019), këto standarde e bëjnë të mundur automatizimin e proceseve të jashtme si KYC, AML dhe shkëmbimi i të dhënave pa “re-keying”, duke përmirësuar orkestrimin ndër-institucional dhe ulur ndjeshëm kohën e shërbimit për klientin.

Organizatat globale si World Economic Forum (2024) dhe Deloitte (2025) përmendin gjithashtu “agentic AI”, si një formë më autonome e IA që vepron brenda strukturës së BPM për të marrë vendime operacionale dhe strategjike pa ndërhyrje të vazhdueshme njerëzore. Kjo e shtyn konceptin e efikasitetit përtej automatizimit drejt një sistemi vetë-optimizues që mëson dhe përshtatet vazhdimisht.

Në përfundim, integrimi i IA me BPM jo vetëm që ndihmon bankat të përmirësojnë indikatorët kyç të performancës si kohëzgjatja, saktësia dhe fleksibiliteti, por gjithashtu shndërron organizatat në struktura më të zgjuara, reaguese dhe të qëndrueshme, të gatshme për sfidat komplekse të tregut digjital.

2.4.3 Sfidat teknike dhe organizative

Ndërsa integrimi i Inteligjencës Artificiale (IA) dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit (BPM) ofron përfitime të dukshme për efikasitetin dhe vendimmarrjen në sektorin bankar, ai gjithashtu përballlet me një sërë sfidash teknike dhe organizative që ndikojnë në zbatimin e qëndrueshëm dhe të përputhshëm të këtyre teknologjive. Sfidat lidhen me qeverisjen e modeleve, përputhshmërinë rregullatore, menaxhimin e rrezikut të IA, barrierat teknologjike dhe transformimin e kulturës organizative.

Një nga sfidat themelore teknike është qeverisja e modeleve të IA, veçanërisht në aplikime kritike si vlerësimi i riskut të kredive. Sipas udhëzimit SR 11-7 të Rezervës Federale (2011), menaxhimi i rrezikut të modeleve (Model Risk Management MRM) kërkon kontrolle të rrepta për verifikimin, validimin dhe auditimin e modeleve, çka bëhet më komplekse në algoritmet IA që evoluojnë vazhdimisht dhe janë më pak të shpjegueshëm. Rregullatorët si NIST (2023, 2024) kanë zhvilluar kuadro për menaxhimin e rrezikut të IA (AI RMF) që adresojnë problemet e besueshmërisë, sigurisë dhe përputhshmërisë në përdorimin e IA në sektorin financiar.

Për më tepër, kornizat rregullatore evropiane si EU Artificial Intelligence Act dhe DORA (Digital Operational Resilience Act) po imponojnë kërkesa të reja për transparencën, mbikëqyrjen dhe reziliencën teknologjike të sistemeve që përmbajnë IA dhe BPM. DORA kërkon që institucionet financiare të kenë kontrole të qarta mbi ofruesit e palës së tretë të shërbimeve teknologjike, përfshirë platformat e IA dhe BPM, si dhe të sigurojnë rikuperueshmëri të plotë ndaj ndërprerjeve (EIOPA, n.d.; Pillsbury, 2025).

Në aspektin praktik, zbatimi i process mining dhe BPM në banka has vështirësi që lidhen me cilësinë e të dhënave, mungesën e burimeve të kualifikuara dhe kompleksitetin e infrastrukturës teknologjike ekzistuese. Sipas një studimi nga Zimmermann et al. (2023), analistët përballen me probleme si mungesa e kontekstit të të dhënave, ndryshimi i vazhdueshëm i rrjedhave operative dhe integrimi i vështirë ndërmjet sistemeve të ndryshme. Gjithashtu, raporti i Deloitte (2025) thekson se mungesa e “buy-in” nga menaxhmenti dhe kufizimet buxhetore janë pengesa të shpeshta për aplikimin në shkallë të gjerë të BPM dhe IA.

Në nivel organizativ, transformimi drejt një strukture të orientuar nga IA dhe proceset kërkon ristrukturim të roleve, aftësive dhe kulturës së menaxhimit. Trkman (2010) vëren se sukseset në zbatimin e BPM në banka janë të lidhura ngushtë me mbështetjen e lidershit dhe angazhimin e të gjithë niveleve të organizatës. McKinsey & Company (2024) thekson se ndërtimi i një “AI capability stack” efektiv kërkon jo vetëm teknologji të avancuar, por edhe platforma të integruara, qeverisje të fortë dhe aftësi për të mësuar në mënyrë të vazhdueshme.

Së fundi, shqetësimet për stabilitetin financiar dhe efektet sistemike të përdorimit të IA në sektorin financiar janë bërë pjesë e diskutimeve ndërkombëtare. World Economic Forum (2025) dhe Financial Stability Board (2024) paralajmërojnë për rreziqe emergjente, si përforcimi i modeleve diskriminuese, varësia nga ofrues të mëdhenj të teknologjisë dhe ndërlikimi i vendimmarrjes në sistemet “autonome”. Këto rreziqe kërkojnë rregullim të koordinuar global dhe ndarje të qartë të përgjegjësiwe institucionale.

2.5 Çështjet Etike, Rregullatore dhe Transparenca

Ky seksion trajton dimensionet etike, rregullatore dhe të transparencës që shoqërojnë përdorimin e Inteligjencës Artificiale (IA) në sektorin bankar, duke i konsideruar ato si elemente thelbësore për përdorimin e qëndrueshëm dhe të ligjshëm të sistemeve të automatizuara në kreditim dhe menaxhim risku. Analiza fokusohet në shpjegueshmërinë e algoritmeve të IA si parakusht për përgjegjshmëri dhe besim institucional, si dhe në rrezikun e paragjykimeve algoritmike dhe përputhshmërinë me kuadrin ligjor ndërkombëtar dhe evropian. Në këtë kuadër, seksioni shqyrton ndërthurjen midis

kërkesave teknike dhe detyrimeve ligjore, duke argumentuar se transparencia, drejtësia dhe qeverisja e modeleve nuk përbëjnë vetëm sfida teknologjike, por edhe komponentë strukturorë të stabilitetit financiar dhe mbrojtjes së konsumatorit në sistemet bankare moderne.

2.5.1 Shpjegueshmëria e algoritmeve të IA (Explainable AI)

Në sektorin bankar, ku vendimet e marra nga algoritmet e Inteligjencës Artificiale (IA) kanë pasoja të drejtpërdrejta për klientët dhe stabilitetin e sistemit, shpjegueshmëria është bërë një kërkesë thelbësore për pranueshmërinë, përputhshmërinë rregullatore dhe besimin institucional. Kjo ka shtyrë zhvillimin dhe aplikimin e qasjeve të Explainable AI (XAI) që synojnë të bëjnë të kuptueshme modelat komplekse, veçanërisht në fushat me rrezik të lartë si kreditimi, vlerësimi i riskut, dhe monitorimi i anomalive financiare.

Në aspektin teknik, XAI mbështetet në teknika të tilla si LIME (Ribeiro et al., 2016) dhe SHAP (Lundberg & Lee, 2017), të cilat ofrojnë interpretime lokale dhe globale të rezultateve të modeleve të mësimi të makinerisë. Këto metoda janë veçanërisht të dobishme në aplikime të bankëut si miratimi i kredive apo analizat e riskut, ku është e nevojshme që rezultatet të jenë jo vetëm të sakta, por edhe të justifikueshme për auditim dhe klientët përkatës. Për më tepër, manualët si ai i Molnar (2022) dhe përmbledhjet e Guidotti et al. (2018) ofrojnë një pasqyrë gjithëpërfshirëse të teknikave ekzistuese dhe kufizimeve të tyre.

Në kontekstin rregullator, shpjegueshmëria është e lidhur ngushtë me transparencën, përgjegjshmërinë dhe të drejtën e klientit për të marrë shpjegim të vendimeve automatike. Udhëzime si SR 11-7 (Federal Reserve, 2011) kërkojnë që modelat të jenë të validuara dhe të interpretuara në mënyrë të kuptueshme, ndërsa AI Act i BE-së (2024/1689) i kategorizon sistemet për kreditim si “të rrezikshme”, duke imponuar kërkesa të rrepta për shpjegueshmëri, auditueshmëri dhe ndërhyrje njerëzore në vendimmarrje. Po ashtu, NIST ka zhvilluar një kuadër për menaxhimin e riskut të IA që përfshin shpjegueshmërinë si një nga katër parimet kryesore (NIST, 2023; Phillips et al., 2021).

Nga këndvështrimi i drejtësisë dhe mbrojtjes së konsumatorit, shpjegueshmëria është e lidhur me të drejtën për recourse domethënë mundësinë e klientit për të kuptuar dhe sfiduar një vendim. Wachter et al. (2018) dhe Ustun et al. (2019) argumentojnë se modelat IA duhet të shoqërohen me kundërfaktualë të kuptueshëm, që shpjegojnë se çfarë ndryshimesh do të ishin të nevojshme për të marrë një vendim të ndryshëm. Kjo qasje është thelbësore për garantimin e mosdiskriminimit, përputhshmërisë me GDPR dhe ndërtimin e besimit me klientët.

Nga ana organizative, sfida kryesore për bankat është balancimi mes performancës së modeleve të avancuara dhe nevojës për transparencë. Rudin (2019) vë në dukje se në vend të modeleve “black-box”, bankat duhet të përdorin algoritme interpretuese, sidomos në kontekste ku vendimet ndikojnë në të drejtat ose përfshirjen financiare të individëve. Ky argument përforcohet nga Barocas et al. (2023), të cilët theksojnë rëndësinë e drejtësisë në modelimin statistik, veçanërisht kur përdoret për vendime sensitive.

Në përmbledhje, shpjgueshmëria nuk është thjesht një kërkesë teknike, por një detyrim etik dhe ligjor, veçanërisht në sistemet bankare ku përfshihen vendime me ndikim të lartë mbi individët dhe sistemin financiar. Integrimi i mekanizmave XAI në arkitekturën e BPM dhe IA është thelbësor për të garantuar përgjegjshmëri, përputhshmëri dhe besim afatgjatë në sistemet bankare të së ardhmes.

2.5.2 Rreziku i paragjyqimeve dhe përputhshmëria me kuadrin ligjor

Përdorimi i Inteligjencës Artificiale (IA) në sistemet bankare, veçanërisht për vendime që prekin qasjen në kredi, bart një rrezik të lartë për prodhimin e rezultateve të paragjykuara, me pasojë të drejtpërdrejta në drejtësinë financiare, përfshirjen dhe përputhshmërinë ligjore. Prandaj, integrimi i IA kërkon trajtim të kujdesshëm në përputhje me kuadrin rregullator ndërkombëtar dhe kombëtar mbi diskriminimin dhe të drejtat e konsumatorëve.

Në kontekstin e Bashkimit Evropian, AI Act (Regulation (EU) 2024/1689) kategorizon sistemet për vlerësim kredie si "sisteme IA me rrezik të lartë", duke imponuar kërkesa për qeverisjen e të dhënave, testime për bias, shpjgueshmëri, dokumentim rigoroz dhe monitorim post-zbatim. Në mënyrë komplementare, GDPR (neni 22) dhe udhëzimet e EDPB (2018) kufizojnë vendimmarrjen plotësisht të automatizuar që prodhon efekte ligjore ose ndikon në mënyrë të rëndësishme individin, duke kërkuar transparencë, informim të mjaftueshëm dhe mundësi për ndërhyrje njerëzore në rastin e vendimeve automatike për kredi.

Në nivelin e praktikave të kreditimit dhe drejtësisë financiare, European Banking Authority (EBA) përmes “Guidelines on Loan Origination and Monitoring” (2020) kërkon që modelet e IA të bazohen në të dhëna të cilësisë së lartë, paanshmëri statistikore dhe auditueshmëri të plotë, si dhe që proceset e vendimmarrjes të garantojnë mosdiskriminim të grupeve vulnerabël. Raporti i njëjtë thekson rëndësinë e transparencës ndaj klientit në lidhje me mënyrën se si formohen vendimet e kredisë.

Në SHBA, Consumer Financial Protection Bureau (CFPB) përmes “Circular 2022-03” dhe “Circular 2023-03” ka riafirmuar që çdo vendim kredidhënieje i bazuar në algoritme komplekse përfshirë ato të IA duhet të shoqërohet me një njoftim për veprim negativ

(adverse action notice) që përfshin shpjegim të qartë, të kuptueshëm dhe të saktë mbi arsyet e refuzimit, siç parashikohet në Equal Credit Opportunity Act (ECOA) dhe Reg B. Kjo përfshin gjithashtu algoritmet që konsiderohen “black box”, të cilat nuk përjashtohen nga detyrimi ligjor për shpjegim.

Rreziku i diskriminimit algoritmik theksohet gjithashtu nga Financial Stability Board (2024), i cili i quan sistemet e IA “potencialisht përforcuese të paragjytimeve historike në të dhënat trajnuese”, duke bërë thirrje për standarde të qarta për auditimin e modeleve dhe përdorimin e të dhënave të balancuara. Po ashtu, NIST AI RMF (2023) sugjeron vendosjen e proceseve për monitorim të vazhdueshëm të paragjytimeve gjatë gjithë ciklit të jetës së modelit.

Në praktikë, përputhshmëria ligjore kërkon që bankat të zbatojnë mekanizma për testimin e drejtësisë statistikore, përfshirë analizat e ndryshme ndaj ndryshimeve në grupet demografike, si dhe të ruajnë dokumentacion të plotë për qëllime auditi dhe hetimi. Siç theksohet nga ICO dhe Alan Turing Institute (2020), shpjegimet duhet të jenë të personalizuar dhe të kuptueshme nga individët, jo vetëm interpretime teknike të strukturës së modelit.

Në përfundim, rreziku i paragjytimeve në sistemet IA kërkon jo vetëm masa teknike për reduktimin e tyre, por një qasje sistematike për përputhshmëri ligjore, që përfshin transparencë, drejtësi, përgjegjësi dhe qeverisje të fortë të modeleve.

2.6 Përmbledhje e Literaturës

Rishikimi i literaturës mbi integrimin e Inteligjencës Artificiale (IA) dhe Menaxhimit të Proceve të Biznesit (BPM) në sistemet bankare nxjerr në pah disa tendenca dhe përfundime thelbësore, të cilat reflektojnë zhvillimet më të fundit në kërkimin shkencor, politikat rregullatore dhe praktikën financiare globale.

Së pari, ka një konsensus të gjerë në literaturë se përdorimi i IA ka transformuar mënyrën e parashikimit dhe menaxhimit të riskut të kredive, duke tejkaluar modelet tradicionale në aspektin e saktësisë, fleksibilitetit dhe aftësisë për të përpunuar të dhëna të mëdha dhe jostrukturore. Kjo është mbështetur nga një numër i madh studimesh empirike dhe meta-analizash që krahasojnë performancën e algoritmeve si Random Forest, Gradient Boosting, apo rrjetat neuronale me modelet statistikore tradicionale.

Së dyti, BPM është konfirmuar si një komponent kritik për efikasitetin operacional dhe kontrollin e brendshëm në sektorin bankar. Hartëzimi i proceseve, analizat me “process mining” dhe përmirësimi i rrjedhave të punës janë treguar efektivë për rritjen e transparencës, zvogëlimin e bottlenecks dhe përshtatshmërinë e shpejtë ndaj kërkesave

rregullatore dhe teknologjike. Literatura sugjeron se integrimi i BPM me IA (përmes teknologjive si prescriptive dhe predictive process monitoring) mundëson vendimmarrje proaktive dhe optimizim në kohë reale të operacioneve.

Së treti, bashkimi i qasjeve IA-BPM në modele hibride është një prirje në rritje që përfaqëson një nivel të avancuar të transformimit digjital në financa. Këto modele ofrojnë vlera të shtuara në drejtim të automatizimit të zgjuar, ndërhyrjes së hershme në risk dhe rritjes së besueshmërisë së sistemeve të auditimit dhe monitorimit. Sidoqoftë, literatura nënvizon edhe sfidat teknike dhe organizative që lidhen me këtë integrim, përfshirë kompleksitetin e arkitekturës IT, mungesën e kapaciteteve njerëzore dhe nevojën për ndërveprim të suksesshëm ndërmjet ekipeve teknike, juridike dhe të menaxhimit të rrezikut.

Së fundmi, rishikimi thekson nevojën për një qasje të fortë etike dhe rregullatore, veçanërisht në lidhje me shpjegueshmërinë e modeleve, përputhshmërinë me standardet si AI Act dhe DORA, si dhe parandalimin e paragjytimeve algoritmike në vendimmarrjen automatike. Zbatimi i parimeve të Explainable AI, zhvillimi i mekanizmave të auditueshëm dhe rritja e transparencës janë vlerësuar si domosdoshmëri për të ruajtur besimin në sistemet bankare të drejtuara nga IA.

Në kontekstin shqiptar, pavarësisht përpjekjeve për dixhitalizim dhe afrimit me standardet europiane (Topalli & Molishti, 2025; Banka e Shqipërisë, 2024), literatura mbetet ende e kufizuar, veçanërisht në lidhje me aplikimin praktik të IA dhe BPM në proceset vendimmarrëse të kredidhënies. Megjithatë, studime si ato të Fejza et al. (2022) dhe Dhamo et al. (2025) sugjerojnë potencialin për zbatime më të avancuara në menaxhimin e riskut, ndërsa raportet nga SUERF, EBA dhe IMF nënvizojnë nevojën për përputhje me kornizat rregullatore të BE-së dhe standarde të qeverisjes së riskut. Kësisoj, literatura ekzistuese jo vetëm që informon zhvillimin e mëtejshëm të punimit, por vendos edhe një themel të nevojshëm për analizën kritike të qasjeve hibride IA-BPM në mjedise bankare, si dhe për sugjerimet konkrete që do të zhvillohen në kapitujt vijues.

2.6. Boshllëqet në Literaturë dhe Nevoja për Kërkime të Mëtejshme

Pavarësisht rritjes së ndjeshme të literaturës mbi aplikimin e Inteligjencës Artificiale (IA) dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit (BPM) në sektorin bankar, analiza e burimeve akademike dhe rregullatore tregon për një sërë boshllëqesh të rëndësishme që kufizojnë zbatimin e sigurt, të drejtë dhe të përshtatur me realitetin ekonomik dhe institucional, sidomos në kontekste në zhvillim si Shqipëria.

Së pari, mungon në mënyrë sistematike literatura që trajton implementimin e IA dhe BPM në banka të vendeve në zhvillim. Shumica e kërkimeve fokusohet në tregje të zhvilluara me infrastrukturë të avancuar dhe qasje të lehtë në të dhëna të mëdha, ndërkohë që realitetet operacionale të sektorit bankar shqiptar mbeten të padokumentuara. Kërkimi vendas mbi përdorimin e IA për vlerësimin e riskut të kredive në Shqipëri është fragmentar dhe pa qasje të standardizuar, duke lënë një boshllëk të rëndësishëm në kuptimin e mundësive dhe kufizimeve lokale.

Së dyti, ka një hendek të dukshëm ndërmjet inovacionit teknologjik dhe analizës rregullore e etike. Pavarësisht avancimeve në teknika të tilla si prescriptive process monitoring dhe explainable AI (Ceravolo et al., 2024; Lundberg & Lee, 2017), pak studime i trajtojnë këto teknologji në përputhje me kuadrin rregullator të Bashkimit Evropian. Rregulloret si EU Artificial Intelligence Act (2024) dhe udhëzimet e European Banking Authority (EBA, 2020) theksojnë nevojën për transparencë, shpjegueshmëri, menaxhim të riskut dhe trajtim të drejtë të individëve, por implementimi i këtyre standardeve në praktikë është ende në fazë eksperimentale për shumicën e institucioneve financiare.

Së treti, literatura është e kufizuar në eksplorimin e ndikimit të këtyre teknologjive në strukturën organizative dhe kulturën institucionale të bankave. Raporte të industrisë si ato të McKinsey (2025) dhe Deloitte (2025) identifikojnë mungesën e "AI capability stack", mungesën e aftësive digjitale dhe rezistencën ndaj ndryshimit si pengesa kryesore në skalimin e IA-BPM në nivel organizativ. Megjithatë, këto aspekte nuk janë trajtuar në mënyrë të thelluar nga kërkimi akademik, sidomos në nivel lokal.

Një tjetër boshllëk kritik është mungesa e studimeve të bazuara në të dhëna reale operative, që analizojnë performancën, paragjykimet dhe efektet e modeleve IA në kohë reale. Edhe pse CFPB (2022; 2023) në SHBA ka vendosur detyrime të qarta mbi shpjegimin e vendimeve automatike dhe njoftimet për vendime negative në kreditim, literatura nuk ofron mjaft evidenca mbi mënyrën se si këto kërkesa rregullore zbatohen në sisteme të ndërlikuara financiare.

Në kontekstin shqiptar, nevoja për kërkime të mëtejshme është akute. Që IA dhe BPM të kontribuojnë në mënyrë efektive në zhvillimin e sistemit bankar shqiptar, kërkuesit dhe politikat duhet të angazhohen në prodhimin e evidencës së re që mat ndikimin e këtyre teknologjive në proceset e kreditimit, përfshirjen financiare dhe rrezikun operacional. Po ashtu, është e nevojshme një analizë e thelluar e harmonizimit të kuadrit ligjor vendas me atë të BE-së, në veçanti me kërkesat e EU AI Act dhe DORA.

Në përmbljedhje, boshllëqet në literaturë nuk qëndrojnë vetëm në mungesën e të dhënave ose analizave empirike, por edhe në nevojën për bashkëbisedim të thelluar ndërmjet

teknologjisë, ligjit, etikës dhe praktikës bankare, një sintezë pa të cilën rreziqet e transformimit digjital mund të mbivlerësojnë përfitimet e tij.

2.7 Përfundime

Rishikimi i literaturës ka treguar se, ndërsa Inteligjenca Artificiale ofron aftësi të jashtëzakonshme për të analizuar dhe parashikuar riskun e kredive, Menaxhimi i Proceseve të Biznesit garanton strukturën operationale dhe qeverisjen institucionale për të siguruar efikasitet dhe përputhshmëri me rregullat.

Kombinimi i këtyre dy qasjeve jo vetëm që përfaqëson një drejtim modern të zhvillimeve teknologjike në sektorin bankar, por edhe vendos bazën për të shqyrtuar mundësinë e implementimit të modeleve hibride në kontekstin shqiptar. Në kapitujt pasues, kjo bazë do të shërbejë për të analizuar jo vetëm dimensionin teknik të zbatimit të IA dhe BPM, por edhe implikimet organizative, rregullatore dhe etike që lidhen me përdorimin e tyre në menaxhimin e riskut të kredive. Kjo do të përfshijë gjithashtu analizën e sfidave praktike, boshllëqeve në kapacitetet vendore dhe potencialit për përshtatje të praktikave më të mira ndërkombëtare në realitetin shqiptar.

KAPITULLI 3: METODOLOGJIA

Ky kapitull paraqet metodologjinë e ndjekur në kuadër të kërkimit, duke përcaktuar qasjet, teknikat dhe procedurat që janë aplikuar për të arritur objektivat e studimit. Metodologjia shërben si bosht themelor për strukturimin e analizës, përzgjedhjen e instrumenteve kërkimore dhe ndërtimin e modelit të propozuar për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive jo-performuese në sistemet bankare.

Fillimisht, kapitulli ofron një përmbledhje të qasjes kërkimore të përdorur, duke shpjeguar arsyetimin mbi kombinimin e metodave kuantitative dhe atyre të bazuara në Inteligjencë Artificiale. Në vijim, përshkruhen burimet e të dhënave dhe teknikat e mbledhjes së tyre, procedurat e përpunimit, si dhe algoritmet dhe modelet e Inteligjencës Artificiale të aplikuar. Gjithashtu, kapitulli trajton integrimin e menaxhimit të proceseve të biznesit me zgjidhjet teknologjike, me synimin që modeli i ndërtuar të ketë aplikueshmëri reale në sistemet bankare.

Lidhja ndërmjet metodologjisë dhe pyetjeve kërkimore është thelbësore, pasi garanton që zgjedhjet metodologjike janë të orientuara drejt testimit të hipotezave dhe verifikimit të qëllimeve të parashtruara në fillim të studimit. Në këtë kuadër, metodologjia nuk përfaqëson vetëm një përshkrim teknik të proceseve, por edhe një kornizë të strukturuar për të siguruar validitetin dhe besueshmërinë e rezultateve të arritura.

3.1 Qasja Kërkimore

Qasja kërkimore e këtij studimi është konceptuar në përputhje me natyrën komplekse të problemit të trajtuar, që lidhet me parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive jo-performuese në sistemet bankare. Duke qenë se objekti i kërkimit përfshin identifikimin e faktorëve që ndikojnë në krijimin e kredive me risk të lartë, zhvillimin e një modeli parashikues të bazuar në Inteligjencë Artificiale dhe integrimin e këtij modeli në proceset bankare ekzistuese, është e nevojshme një qasje metodologjike e kombinuar.

Tipi i kërkimit në këtë rast është eksplorues, dhe aplikativ .Eksplorues, pasi synon të analizojë dhe të shpjegojë dinamikën e faktorëve që lidhen me kredinë jo-performuese, duke u mbështetur në të dhëna historike dhe literaturë shkencore. Aplikativ, pasi qëllimi final është ndërtimi i një modeli të zbatueshëm në praktikën bankare për menaxhimin më efikas të riskut.

Paradigma metodologjike e ndjekur është mixed-methods duke kombinuar qasje kuantitative dhe elementë cilësorë:(Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. 2018)

- Pjesa kuantitative mbështetet në përdorimin e modeleve të Inteligjencës Artificiale dhe analizave statistikore për parashikimin e kredive jo-performuese.
- Pjesa cilësore lidhet me analizimin e proceseve të biznesit dhe mënyrën se si modelet teknologjike integrohen në rrjedhat e punës brenda institucioneve bankare. (Tashakkori, A., & Teddlie, C. 2010)

Arsyetimi i zgjedhjes së qasjes bazohet në natyrën ndërdisiplinore të studimit, i cili ndërthur elementë të inteligjencës artificiale, menaxhimit të proceseve të biznesit dhe praktikave bankare. Vetëm një metodologji hibride, që ndërthur të dhëna të matura numerikisht me analiza të kontekstit organizativ, mund të ofrojë një pasqyrë të plotë dhe të sigurojë ndërtimin e një modeli të zbatueshëm, valid dhe shkencërisht të mbështetur.

3.2 Korniza Konceptuale dhe Modeli i Kërkimit

Korniza konceptuale e këtij studimi ndërtohet mbi ndërthurjen e dy shtyllave teorike dhe praktike kryesore Inteligjencës Artificiale (IA) dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit (BPM) të aplikuara në sektorin bankar për qëllime të parashikimit dhe menaxhimit të riskut të kredive jo-performuese. Kjo ndërthurje teorike pasqyron qasjen ndërdisiplinore të studimit, e cila kërkon jo vetëm ndërtimin e një modeli teknikisht të saktë, por edhe funksionalisht të integrueshëm në rrjedhat operacionale të bankave.

Në këtë kornizë, IA përfaqëson kapacitetin për të trajtuar vëllime të mëdha të dhënash financiare dhe demografike, duke përdorur algoritme të avancuara të klasifikimit dhe regresionit për të parashikuar sjelljen e kredive dhe klientëve. Modelet e IA janë projektuar të trajtojnë kompleksitetin, jolinearitetin dhe pabarazitë në të dhëna, duke mundësuar parashikime më të sakta dhe më të personalizuar për secilin aplikim kredie.

BPM, nga ana tjetër, vendos kornizën logjike dhe procedurale për mënyrën se si rezultatet e IA mund të përkthehen në veprime konkrete institucionale. Ai mbështet transformimin e analizës teknologjike në vendimmarrje efektive, përmes modelimit të rrjedhës së punës, orkestrimit të automatizuar të veprimeve dhe integritit me strukturat ekzistuese të pajtueshmërisë dhe menaxhimit të riskut.

Modeli i kërkimit i propozuar mbështetet mbi lidhjen shkak-pasojë midis faktorëve të jashtëm dhe të brendshëm (të dhënat financiare të klientëve, sjellja historike, treguesit makroekonomikë) dhe rezultatit final (rreziku i mosshlyerjes së kredisë). Ky model përfshin një komponent teknik (modeli IA), një komponent organizativ (proceset e BPM) dhe një komponent operacional (mekanizmat e vendimmarrjes bankare).

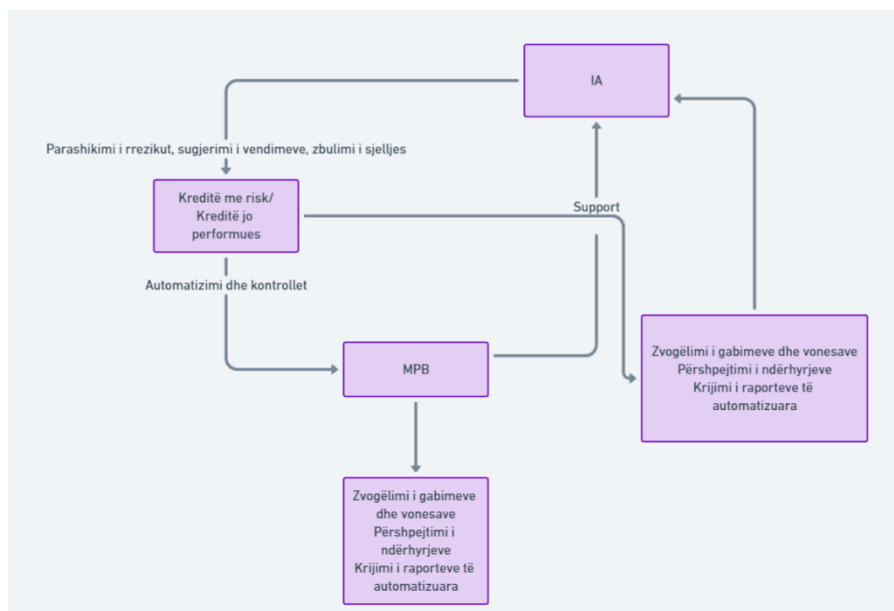
Qasja kërkimore teston vlefshmërinë dhe zbatueshmërinë e këtij modeli përmes ndërtimit të një sistemi eksperimental, në të cilin do të vlerësohet nëse integrimi i IA dhe BPM përmirëson ndjeshëm saktësinë e parashikimit të kredive me rrezik dhe efikasitetin e përgjithshëm të procesit të menaxhimit të riskut. Në këtë mënyrë, korniza konceptuale nuk është thjesht një abstraksion teorik, por një platformë e qartë për veprim dhe testim në mjedisin real bankar. aftësinë parashikuese dhe ofron një mekanizëm praktik menaxhimi për institucionet bankare.

3.2.1 Relacionet mes IA dhe BPM

Modeli kërkimor i këtij studimi bazohet në identifikimin dhe analizimin e ndërveprimit mes tre variablave kryesorë: Inteligjencës Artificiale (IA), Menaxhimit të Proceseve të Biznesit (BPM) dhe Riskut të Kredive Jo-Performuese (NPL). Këto elementë nuk funksionojnë në izolim, por janë të lidhura përmes një marrëdhënieje të ndërsjellë që ndërton bazën e modelit të integruar për menaxhimin e riskut në sektorin bankar.

Algoritmet e Inteligjencës Artificiale, veçanërisht ato të Machine Learning përdoren për të ndërtuar modele klasifikimi që parashikojnë probabilitetin që një kredi të shndërrohet në jo-performuese. Këto modele trajnohen mbi të dhëna historike të kredive, përfshirë faktorët demografikë, ekonomikë dhe sjelles të huamarrësve. IA ndikon drejtpërdrejt në uljen e nivelit të NPL-ve përmes identifikimit të hershëm të klientëve me rrezik të lartë.

Menaxhimi i Proceseve të Biznesit (BPM) luan rolin e një mekanizmi organizues për integrimin e modeleve të IA në rrjedhat e vendimmarrjes bankare. Në këtë marrëdhënie, BPM siguron që rezultatet e IA të mos mbeten në nivel analitik, por të përkthehen në procese konkrete, si: miratimi automatik i kredive, eskalimi i rasteve të rrezikshme, ose përshtatja e kushteve të kredisë.



Figurë 1 Relacionet mes IA dhe BPM

BPM ndikon në nivelin e NPL-ve duke strukturuar proceset operacionale që lidhen me ofrimin, monitorimin dhe ristrukturimin e kredive. Rrjedha më efikase dhe transparente e vendimmarrjes kontribuon në menaxhimin më proaktiv dhe efektiv të riskut.

Kombinimi i IA me BPM krijon një sistem të mbyllur dhe të vetë-përmirësues, ku modelet analitike ushqejnë rrjedhat operacionale dhe, në të njëjtën kohë, të dhënat e reja që gjenerohen nga këto rrjedha përdoren për përmirësimin e mëtejshëm të modeleve. Kjo ndërveprimësi ndërton një cikël të vazhdueshëm të përmirësimit të parashikimit dhe menaxhimit të riskut, duke ulur gradualisht probabilitetin e krijimit të kredive jo-performuese.

Ky sistem integruar ndihmon në transformimin e menaxhimit të riskut nga një funksion reaktiv në një mekanizëm parashikues, proaktiv dhe të automatizuar, duke ndikuar ndjeshëm në performancën afatgjatë të institucioneve financiare.

3.3 Metodat e Mbledhjes së të Dhënave

3.3.1 Burimet e të dhënave

Zgjedhja dhe sigurimi i burimeve të të dhënave përbën një element themelor të këtij studimi, pasi cilësia, plotësia dhe besueshmëria e informacionit përcaktojnë në mënyrë të drejtpërdrejtë vlefshmërinë e rezultateve. Për shkak të natyrës së ndjeshme të informacionit financiar dhe kufizimeve ligjore që lidhen me privatësinë, janë parashikuar disa burime alternative të të dhënave, të cilat mund të përdoren në mënyrë plotësuese:

- **Të dhëna bankare reale:** Këto janë burimi më i vlefshëm i informacionit, pasi ofrojnë pasqyrimin më të saktë të sjelljes së klientëve dhe performancës së kredive. Ato përfshijnë të dhëna individuale mbi aplikimet për kredi, historikun e shlyerjes, statusin e detyrimeve, llojin e kolateralit, si dhe variabla demografikë dhe socio-ekonomikë të huamarrësve.
- **Dataset publikë:** Burime të dhënash të ofruara nga kaggle, organizata ndërkombëtare, institute kërkimore ose autoritete rregullatore. Këto përfshijnë të dhëna makroekonomike (inflacioni, norma e papunësisë, PBB), tregues financiarë dhe statistika të përgjithshme mbi nivelin e kredive jo-performuese në shkallë kombëtare ose ndërkombëtare.
- **Të dhëna të simuluar:** Në rastet kur të dhënat reale janë të pamjaftueshme ose të kufizuara, krijohen dataset-e të simuluar përmes metodave statistikore dhe teknologjive të gjenerimit të të dhënave. Këto të dhëna do të përdoren për të testuar skenarë hipotetikë, për të trajnuar modelet në fazat fillestare ose për të verifikuar sjelljen e algoritmeve në kushte të ndryshme të tregut. Simulimi nuk mund të zëvendësojë plotësisht të dhënat reale, por shërben si një mekanizëm mbështetës i rëndësishëm.

Integrimi i këtyre tre burimeve synon të krijojë një bazë të dhënash sa më gjithëpërfshirëse, e cila kombinon perspektivën mikro (nivel individit dhe kredie) me atë makro (tregues ekonomikë dhe financiarë). Ky kombinim e bën më të mundur zhvillimin e një modeli të balancuar dhe të aplikueshëm si në nivel organizativ, ashtu edhe në nivel sektorial.

3.3.2 Karakteristikat e të dhënave

Për të garantuar cilësinë dhe fuqinë parashikuese të modeleve të Inteligjencës Artificiale, është e nevojshme që të dhënat e mbledhura të përshkruhen në aspektet e tyre themelore. Karakteristikat kryesore të datasetit lidhen me madhësinë, diversitetin dhe tipologjinë e variablave të përfshirë.

Numri i regjistrimeve (sample size): Vëllimi i të dhënave është një faktor determinant për besueshmërinë e analizës. Një dataset me mijëra ose dhjetëra mijëra regjistrime siguron mjaftueshmëri statistikore për të ndërtuar modele robuste dhe për të shmangur problemet e overfitting. Përveç numrit të regjistrimeve, rëndësi ka edhe periudha kohore e mbulimit (p.sh. të dhëna mbi 5–10 vite), pasi ajo reflekton ciklet ekonomike dhe ndryshimet strukturore në tregun bankar.

Variablat kryesore: Dataseti përfshin një kombinim variablash demografikë, ekonomikë, financiarë dhe institucionalë, të cilët përfaqësojnë faktorë të rëndësishëm në probabilitetin e shfaqjes së kredive jo-performuese.

Demografikë: mosha, gjinia, statusi martesor, niveli arsimor.

Ekonomikë/financiarë individualë: të ardhurat mujore, lloji i punësimit, stabiliteti i të ardhurave, raporti borxh/ të ardhura.

Variabla të lidhura me kredinë: shuma e kredisë, lloji i produktit kreditor (hipotekor, konsumatore, biznes), afati i maturimit, norma e interesit, kolaterali, historiku i pagesave dhe shkeljet e mëparshme.

Makroekonomikë: inflacioni, norma e papunësisë, rritja ekonomike (PBB), normat bazë të interesit, të cilët ndikojnë në aftësinë paguese të individëve dhe bizneseve.

Tipologjia e të dhënave: Dataseti pritet të përmbajë një kombinim të variablave numerikë (p.sh. të ardhurat, shuma e kredisë, norma e interesit), kategorikë (p.sh. lloji i punësimit, statusi martesor) dhe binarë (p.sh. statusi i pagesës: performues/jo-performues). Ky diversitet kërkon trajtime të veçanta në fazën e përpunimit, si kodimi i variablave kategorikë (one-hot encoding) dhe standardizimi i variablave numerikë.

Nëpërmjet këtij kombinimi të karakteristikave, dataset-i synon të ofrojë një panoramë të plotë dhe gjithëpërfshirëse mbi sjelljen e kredimarrësve dhe faktorët që ndikojnë në transformimin e një kredie në kredi jo-performuese. Ky diversitet jo vetëm që rrit fuqinë shpjeguese të modeleve të Inteligjencës Artificiale, por gjithashtu kontribuon në ndërtimin e një aplikacioni të përdorshëm për menaxhimin praktik të riskut në sektorin bankar.

3.4 Përpunimi dhe Analiza e të Dhënave

3.4.1 Hapat e përgatitjes së datasetit

Para se të aplikohet ndonjë teknikë analitike apo algoritëm i Inteligjencës Artificiale, është e domosdoshme që të dhënat të kalojnë në një proces të mirëstrukturuar përgatitor. Ky proces ka për qëllim eliminimin e pasaktësive, unifikimin e formateve dhe sigurimin që dataset-i të jetë i përshtatshëm për analizë dhe modelim. Në këtë studim, përgatitja e të dhënave zhvillohet në tre hapa kryesorë: pastrimi i të dhënave, normalizimi dhe standardizimi, si dhe trajtimi i vlerave mungese.

Faza e parë lidhet me pastrimin e të dhënave, ku synohet identifikimi dhe korrigjimi i pasaktësive në dataset. Ky proces përfshin eliminimin e regjistrimeve të dyfishta, korrigjimin e vlerave të pavlefshme, si dhe trajtimin e outlier-ëve që devijojnë ndjeshëm nga shpërndarja e pritshme e variablave. Në rastet kur vlerat ekstreme janë rezultat i gabimeve teknike ose të dhënave të regjistruara në mënyrë të pasaktë, ato eliminohen. Ndërkaq, kur outlier-ët reflektojnë ngjarje reale, por të rralla, ata trajtohen përmes teknikave statistikore si, për shembull, winsorization, duke ruajtur kështu informacionin e vlefshëm pa lejuar që ai të deformojë modelin.

Faza e dytë përfshin normalizimin dhe standardizimin e të dhënave, të cilat janë të domosdoshme për shkak të diapazoneve dhe njësive të ndryshme matëse të variablave (për shembull, shuma e kredisë e shprehur në euro, norma e interesit në përqindje ose mosha në vite). Për të unifikuar këto vlera, përdoren teknika të tilla si Min-Max Scaling, që i transformon ato në një interval të kufizuar $[0,1]$, ose Z-score Standardization, e cila i shndërron variablat në një shpërndarje me mesatare zero dhe devijim standard një. Ky hap është i rëndësishëm për të shmangur ndikimin disproporcional të variablave me vlera numerike shumë të mëdha dhe për të siguruar funksionimin optimal të algoritmeve të Machine Learning.

Faza e tretë lidhet me trajtimin e vlerave mungese, një problem i shpeshtë në datasetet bankare dhe ekonomike për shkak të mosdeklarimit të informacionit nga klientët, mungesës së të dhënave të plota ose gabimeve teknike gjatë procesit të regjistrimit. Për të shmangur shtrembërimin e analizës, këto boshllëqe trajtohen përmes metodave të ndryshme. Në disa raste përdoren teknika të imputimit statistikor, si zëvendësimi i vlerave mungese me mesataren, medianën ose modën e variablit përkatës. Në raste më komplekse, përdoren metoda më të sofistikuara si k-Nearest Neighbors imputation ose Multiple Imputation by Chained Equations (MICE), të cilat shfrytëzojnë marrëdhëniet ndërmjet variablave për të gjeneruar zëvendësime më të sakta. Kur mungesa është shumë e theksuar dhe e pashmangshme, variabli ose regjistrimi përkatës eliminohet nga analiza për të ruajtur cilësinë e datasetit.

Nëpërmjet këtyre tre hapave, të dhënat transformohen nga një formë e papërpunuar dhe heterogjene në një dataset të pastruar, të standardizuar dhe të plotësuar, i cili është i përshtatshëm për analizë eksploruese dhe për ndërtimin e modeleve të Inteligjencës Artificiale me qëllim parashikimin e kredive jo-performuese në sistemet bankare.

3.4.2 Metodatat e ndarjes së të dhënave: train/test/validation

Ndarja e dataset-it përbën një hap të domosdoshëm për të ndërtuar modele të qëndrueshme dhe të besueshme të Inteligjencës Artificiale. Qëllimi i këtij procesi është të sigurojë që algoritmet të mos kufizohen vetëm në përshtatjen ndaj të dhënave ekzistuese, por të jenë të afta të përgjithësojnë edhe në rastet e reja. Për këtë arsye, të dhënat ndahen në tre grupe kryesore: trajnimi, validimi dhe testimi.

Grupi i trajnimit, i cili përfaqëson zakonisht rreth 60-70 % të dataset-it, përdoret për të ndërtuar modelin duke mësuar marrëdhëniet ndërmjet variablave hyrës dhe variablave të daljes. Në vijim, një pjesë tjetër e të dhënave, rreth 15-20%, shërben për validim. Ky grup është i rëndësishëm për vlerësimin e performancës së modelit gjatë procesit të mësimi dhe për përshtatjen e parametrave të tij, duke shmangur mbimësimin dhe duke garantuar aftësinë e përgjithësimi. Pjesa e mbetur, që përbën zakonisht po aq përqindje sa edhe validimi, rezervohet për testim. Ky grup përdoret vetëm në fazën përfundimtare, pasi modeli është trajnuar dhe optimizuar, dhe synon të simulojë performancën e tij në situata reale përmes të dhënave që nuk janë përdorur më parë.

Përveç kësaj, në raste kur kërkohet një vlerësim më i fortë i besueshmërisë së modelit, aplikohet metoda e k-fold cross-validation, e cila konsiston në ndarjen e dataset-it në disa pjesë të barabarta dhe përsëritjen e procesit të trajnimit dhe testimit disa herë. Ky mekanizëm siguron që performanca e modelit të mos varet nga një ndarje e vetme e të dhënave, por të reflektojë në mënyrë më të balancuar potencialin e tij parashikues.

3.4.3 Përdorimi i teknikave statistikore dhe vizualizimeve për analizë eksploruese

Pas fazës së përgatitjes së dataset-it, një hap i domosdoshëm është analiza eksploruese e të dhënave (Exploratory Data Analysis EDA). Ky proces ka për qëllim të ofrojë një pasqyrë fillestare mbi strukturën e dataset-it, shpërndarjen e variablave dhe marrëdhëniet ndërmjet tyre. Në këtë mënyrë, krijohen bazat për ndërtimin e hipotezave kërkimore dhe përzgjedhjen e teknikave të përshtatshme të modelimit.

Në këtë studim, EDA mbështetet si në teknika statistikore, ashtu edhe në mjete vizualizimi. Analizat statistikore përfshijnë llogaritjen e masave përmbledhëse si mesatarja, medianja, devijimi standard dhe kuartilet, të cilat ndihmojnë në identifikimin e shpërndarjes së variablave dhe të prirjeve të tyre kryesore. Gjithashtu, përdorimi i matricës së korrelacionit mundëson vlerësimin e lidhjeve lineare midis variablave demografikë, financiarë dhe makroekonomikë, duke identifikuar faktorët që lidhen më ngushtë me probabilitetin e krijimit të kredive jo-performuese.

Nga ana tjetër, vizualizimet grafike shërbejnë si një mjet i fuqishëm për të interpretuar të dhënat në mënyrë intuitive. Histogramet dhe grafiqet e dendësisë ndihmojnë në analizimin e shpërndarjes së variablave numerikë, ndërsa boxplot-et përdoren për të evidentuar praninë e vlerave ekstreme. Scatterplot-et dhe heatmap-et janë veçanërisht të dobishme për të paraqitur marrëdhëniet ndërmjet variablave të ndryshëm, duke lehtësuar identifikimin e tendencave ose anomalive.

Kombinimi i teknikave statistikore dhe vizualizimeve lejon jo vetëm një kuptim më të thellë të natyrës së dataset-it, por gjithashtu ofron një bazë të fortë për ndërtimin e modeleve parashikuese. Për më tepër, kjo analizë ndihmon në identifikimin e variablave që kanë ndikim më të madh në shndërrimin e një kredie nga performuese në jo-performuese, duke i dhënë kështu vlerë të shtuar fazës së modelimit në kontekstin e menaxhimit të riskut bankar.

3.5 Metodat e Aplikimit të Inteligjencës Artificiale

3.5.1 Algoritmet

Në këtë studim, përdorimi i Inteligjencës Artificiale synon ndërtimin e modeleve të afta për të parashikuar probabilitetin e shndërrimit të një kredie në kredi jo-performuese. Për këtë arsye janë përzgjedhur disa algoritme të njohur dhe të përdorur gjerësisht në fushën e analizës së riskut kreditor, të cilët kombinojnë saktësinë e lartë me aftësinë për të trajtuar dataset-e komplekse dhe të paekuilibruara.

Një nga algoritmet e planifikuara për përdorim është Random Forest, i cili bazohet në ndërtimin e shumë pemëve vendimmarrjeje dhe kombinimin e tyre për të rritur saktësinë dhe stabilitetin e parashikimit. Ky algoritëm është i përshtatshëm për dataset-e me variabla të shumtë dhe ofron gjithashtu një masë të interpretueshmërisë përmes matjes së rëndësisë së variablave.

Një tjetër algoritëm me potencial të lartë është XGBoost (Extreme Gradient Boosting), i cili është një metodë e avancuar e boostimit të gradientit. Ky algoritëm njihet për efikasitetin e tij në trajtimin e dataset-eve të mëdha, aftësinë për të trajtuar të dhëna jo të balancuara, si dhe për performancën e lartë në garat dhe aplikimet praktike. Në kontekstin e këtij studimi, XGBoost pritet të ofrojë parashikime me saktësi të lartë në identifikimin e kredive me risk.

Përveç këtyre, parashikohet edhe përdorimi i Rrjeteve Neurale Artificiale (Artificial Neural Networks ANN), të cilat janë veçanërisht të fuqishme për modelimin e marrëdhënieve jolineare dhe komplekse ndërmjet variablave. ANN ofrojnë fleksibilitet të madh dhe mund të trajnohen për të mësuar struktura të ndërlikuara në të dhëna, duke mundësuar identifikimin e modeleve që algoritmet tradicionale mund t'i neglizhojnë.

Kombinimi i këtyre algoritmeve synon jo vetëm të rrisë saktësinë e parashikimeve, por edhe të krijojë një bazë krahasuese për të përzgjedhur modelin më të përshtatshëm. Përzgjedhja përfundimtare do të bëhet mbi bazën e performancës së arritur sipas metrikave të vlerësimit si saktësia, precision, recall, F1-score dhe AUC-ROC.

Zgjedhja e algoritmeve të Inteligjencës Artificiale në këtë studim nuk është bërë rastësisht, por është mbështetur në karakteristikat e problemit kërkimor dhe në natyrën e të dhënave të disponueshme. Parashikimi i kredive jo-performuese përfshin një problem të klasifikimit binar, ku objektivi është të identifikohet nëse një kredi ka gjasa të bëhet e rrezikuar ose të mbetet e shëndetshme. Ky problem karakterizohet nga kompleksiteti i lartë, prani e variablave heterogjenë (numerikë, kategorikë, binarë), si dhe shpërndarje jo e balancuar midis kredive performuese dhe jo-performuese.

Në këtë kontekst, Random Forest është përzgjedhur për shkak të stabilitetit dhe fleksibilitetit të tij. Si një algoritëm i bazuar në ansamble të pemëve vendimmarrjeje, ai është i aftë të trajtojë variabla të shumtë dhe të identifikojë rëndësinë relative të tyre. Kjo e bën të vlefshëm jo vetëm për performancën parashikuese, por edhe për interpretueshmërinë, duke i ndihmuar bankat të kuptojnë se cilët faktorë ndikojnë më shumë në rritjen e riskut kreditor.

XGBoost, nga ana tjetër, është përzgjedhur për efikasitetin dhe aftësinë e tij për të menaxhuar dataset-e të mëdha dhe komplekse. Algoritmet e boostimit të gradientit njihen për performancën e lartë në raste kur kërkohet optimizim i vazhdueshëm dhe reduktim i gabimeve në klasifikim. Për shkak të natyrës së të dhënave bankare, ku balancimi i klasave është shpesh problematik, XGBoost ofron mekanizma të integruar për trajtimin e të dhënave të pabalancuara, duke e bërë atë një kandidat të fuqishëm për këtë studim.

Krahas këtyre modeleve kryesore, përdorimi i tyre në mënyrë të kombinuar ofron mundësinë për të ndërtuar një kuadër krahasues. Kjo do të mundësojë zgjedhjen e modelit më të përshtatshëm jo vetëm mbi bazën e performancës statistikore, por edhe mbi kriteret praktike si interpretueshmëria, shkallëzueshmëria dhe zbatueshmëria në mjedisin bankar. Në këtë mënyrë, arsyetimi i zgjedhjes së modeleve nuk mbështetet vetëm te performanca teknike, por edhe te përshtatshmëria në kontekstin organizativ dhe rregullator.

3.5.2 Arkitektura e modelit AI

Arkitektura e modelit të Inteligjencës Artificiale në këtë studim është konceptuar për të kombinuar fuqinë analitike të algoritmeve të Machine Learning me kërkesat praktike të sektorit bankar. Modeli është projektuar si një sistem i integruar, i cili kalon nëpër disa shtresa funksionale që nisin me përgatitjen e të dhënave dhe përfundojnë me prodhimin e rezultateve interpretuese për vendimmarrje. Në shtresën e parë, të dhënat bankare dhe makroekonomike përpunohen përmes një moduli të pastrimit dhe transformimit, ku eliminohen regjistrimet e dyfishta, trajtohen vlerat mungese dhe kryhet normalizimi i variablave. Kjo siguron që dataset-i të jetë i standardizuar dhe i gatshëm për trajnim.

Shtresa e dytë është shtresa e trajnimit të modeleve, ku aplikohen algoritmet e përzgjedhura si Random Forest, XGBoost dhe Rrjetet Neurale Artificiale. Për Random Forest dhe XGBoost, arkitektura fokusohet te ndërtimi i ansambleve të pemëve vendimmarrëse, ndërsa për Rrjetet Neurale përdoret një strukturë tipike feed-forward, e përbërë nga një shtresë hyrëse (input layer), disa shtresa të fshehura (hidden layers) dhe një shtresë përfundimtare klasifikimi (output layer). Numri i neuroneve në secilën shtresë dhe funksionet e aktivizimit (p.sh. ReLU, sigmoid) përcaktohen përmes eksperimentimit dhe validimit.

Shtresa e tretë përfaqëson modulin e validimit dhe optimizimit, ku përmes ndarjes train/validation/test dhe teknikave si cross-validation bëhet përzgjedhja e parametrave optimalë dhe parandalimi i mbimësimit. Në këtë fazë përdoren metrika të ndryshme si accuracy, precision, recall, F1-score dhe AUC-ROC për të vlerësuar performancën e çdo modeli.

Në shtresën e katërt vendoset moduli i interpretueshmërisë dhe vizualizimit, i cili është thelbësor për zbatueshmërinë praktike në bankë. Përmes teknikave të explainable AI si SHAP dhe LIME, rezultatet e modeleve bëhen të interpretuara, duke treguar peshën që ka secili variabël në vendimin final. Ky hap është i rëndësishëm për transparencën, përputhshmërinë me rregulloret dhe për fitimin e besimit të menaxherëve të riskut.

Shtresa e fundit është moduli i integritetit, i cili lejon që modelit t'i ndërtohet një ndërfaqe praktike në formën e një aplikacioni ose dashboard-i. Ky modul lidhet me sistemet ekzistuese të bankës për të ofruar parashikime në kohë reale dhe rekomandime për menaxhimin e riskut.

Kjo arkitekturë shtesore siguron që modeli i propozuar të mos kufizohet vetëm në nivelin teknik të parashikimit, por të ofrojë një zgjidhje të plotë, të interpretueshme dhe të aplikueshme në praktikën bankare për parashikimin dhe menaxhimin e kredive jo-performuese.

3.5.3 Parametrizimi dhe optimizimi i modeleve

Një nga hapat më të rëndësishëm në procesin e ndërtimit të modeleve të Inteligjencës Artificiale është përcaktimi dhe rregullimi i parametrave të tyre. Për dallim nga parametrat e zakonshëm, të cilët mësohen drejtpërdrejt nga të dhënat gjatë procesit të trajnimit, hiperparametrat (hyperparameters) janë vlera të jashtme që përcaktojnë sjelljen dhe strukturën e modelit, si p.sh. numri i pemëve në Random Forest, shkalla e mësimi (learning rate) në XGBoost, ose numri i shtresave dhe neuroneve në rrjetet neurale. Optimizimi i këtyre hiperparametrave është thelbësor për të maksimizuar performancën e modelit dhe për të shmangur problemet e underfitting ose overfitting. Në këtë studim, procesi i parametrizimit realizohet përmes disa qasjeve të njohura:

Në fillim përdoret Grid Search, një metodë e cila teston në mënyrë sistematike të gjitha kombinimet e mundshme të vlerave të përcaktuara paraprakisht për hiperparametrat, duke vlerësuar performancën e modelit në secilin rast. Edhe pse është një metodë e lodhshme në aspektin e llogaritjes, ajo siguron gjetjen e konfigurimit optimal brenda hapësirës së përcaktuar të kërkimit.

Për dataset-e më të mëdha dhe modele më komplekse, aplikohet Random Search, e cila zgjedh rastësisht kombinime të hiperparametrave nga një shpërndarje e paracaktuar. Kjo metodë është më efikase në kohë dhe shpesh arrin rezultate të krahasueshme me Grid Search, duke mbuluar një hapësirë më të gjerë kërkimi në mënyrë më ekonomike.

Në faza më të avancuara, parashikohet përdorimi i teknikave më inteligjente si Bayesian Optimization ose Tree-structured Parzen Estimator (TPE), të cilat ndërtojnë modele probabilitare për funksionin e performancës dhe sugjerojnë kombinime të reja hiperparametrash bazuar në rezultatet e mëparshme. Këto metoda janë veçanërisht të përshtatshme për optimizimin e rrjeteve neurale, ku hapësira e hiperparametrave është shumë e gjerë dhe jolineare.

Performanca e secilit konfigurim vlerësohet duke përdorur procedurat e validimit të kryqëzuar (cross-validation) dhe metrika të përcaktuara si accuracy, precision, recall, F1-score dhe AUC-ROC. Në këtë mënyrë sigurohet që zgjedhja e hiperparametrave të mos bazohet vetëm në rezultate të rastësishme, por të mbështetet në një proces sistematik dhe të riprodhueshëm.

Ky proces i parametrizimit dhe optimizimit kontribuon në ndërtimin e një modeli jo vetëm më të saktë, por edhe më të qëndrueshëm, duke siguruar aplikueshmëri të lartë në mjedisin kompleks dhe dinamik të menaxhimit të riskut bankar.

3.6 Integrimi me Menaxhimin e Proceseve të Biznesit (BPM)

Integrimi i modelit të Inteligjencës Artificiale me proceset bankare ekzistuese është një element thelbësor i këtij studimi, pasi garanton që rezultatet e arritura nga analiza parashikuese të mos mbeten vetëm në nivel teorik, por të gjejnë zbatim praktik në vendimmarrjen institucionale. Ky integrim realizohet përmes përdorimit të Menaxhimit të Proceseve të Biznesit (Business Process Management BPM), i cili ofron një kornizë metodologjike dhe teknologjike për strukturimin, optimizimin dhe monitorimin e rrjedhës së punës brenda një banke.

Në praktikë, modeli i IA i trajnuar për parashikimin e kredive jo-performuese lidhet drejtpërdrejt me sistemet operacionale të bankës, duke marrë input-et nga bazat ekzistuese të të dhënave (kreditë e reja, historiku i klientëve, treguesit financiarë) dhe duke gjeneruar output në formën e parashikimeve për probabilitetin e mosshlyerjes së detyrimeve. Ky output integrohet në proceset bankare përmes BPM, i cili siguron që parashikimet të shndërrohen në veprime konkrete menaxheriale.

Për shembull, nëse modeli i IA identifikon një klient me rrezik të lartë për të mos shlyer kredinë, BPM aktivizon automatikisht një rrjedhë pune që përfshin njoftimin e departamentit të riskut, rishikimin e kushteve të kredisë, ose kontaktimin proaktiv të klientit për negociata. Në mënyrë të ngjashme, klientët e klasifikuar si me rrezik të ulët përfitojnë nga procese të përsheptuara aprovimi, çka rrit efikasitetin dhe përmirëson përvojën e tyre.

Ky ndërveprim ndërmjet modelit parashikues dhe BPM krijon një mekanizëm feedback-u, ku rezultatet e parashikimeve rikthehen në sistem për t'u përdorur në përmirësimin e vazhdueshëm të modelit. Në këtë mënyrë, integrimi nuk është një proces statik, por një cikël dinamik i përmirësimit të vazhdueshëm.

Në thelb, modeli i IA nuk funksionon në izolim, por si pjesë organike e proceseve bankare, duke kontribuar në automatizimin e vendimmarrjes, reduktimin e riskut dhe rritjen e efikasitetit organizativ. Ky integrim e bën modelin të zbatueshëm dhe të vlefshëm në praktikë, duke i dhënë një dimension të ri menaxhimit të riskut në sistemin bankar.

3.6.1 Modelimi i rrjedhës së proceseve

Modelimi i rrjedhës së proceseve synon të organizoj ndërveprimin ndërmjet modelit të Inteligjencës Artificiale dhe proceseve bankare ekzistuese, duke e kthyer rezultatin parashikues në veprim të strukturuar operativ. Rrjedha konceptohet si një cikël i mbyllur që nis nga marrja e të dhënave dhe përfundon me veprime menaxheriale, monitorim të performancës dhe rikthim feedback-u për përmirësimin e vazhdueshëm të modelit.

Procesi nis në pikën e origjinës së ngjarjes, zakonisht një aplikim i ri kredie ose një rishikim periodik i portofolit. Të dhënat kryesore (profil demografik dhe financiar, parametrat e kredisë, historiku i pagesave dhe tregues makroekonomikë) mbledhen nga sistemet operative dhe i nënshtrohen validimit sintaksor dhe semantik për të garantuar integritetin. Pas normalizimit të nevojshëm, kërkesa dërgohet në motorin analitik ku modeli i IA gjeneron një vlerësim probabilistik të rrezikut (score) dhe arsyezime shpjeguese (p.sh. kontributet SHAP).

Rezultati i modelit kalon në një nje vendimmarrëse të BPM, ku rregullat e biznesit dhe pragjet e riskut përkthejnë rezultatin në politika veprimi: miratim automatik nën rrezik të ulët, miratim me kushte (p.sh. ulje shume, rritje kolaterali) në zonën e ndërmjetme, ose eskalim të menaxhimit të riskut/komisioni i kredisë për rrezik të lartë. Në rast eskalimi, aktivizohet “human-in-the-loop”: analisti shqyrton dosjen, konsulton shpjegueshmërinë e modelit dhe merr vendim të arsyetuar që regjistrohët në gjurmën e auditit.

Pas vendimit, BPM orkestron veprimet përkatëse: komunikime automatike me klientin, gjenerim kontratash, konfigurim të kushteve në sistemet core, ose hapje të rasteve të mbledhjes (collections) me SLA të përcaktuara. Paralelisht, metrikat e performancës së rrjedhës (kohë cikli, normë miratimi, NPL ex-ante të parashikuara) dhe metrikat e modelit (AUC, F1, drift i veçorive, stabiliteti i pragjeve) monitorohen në një panel të kontrollit operativ. Të dhënat pasuese të performancës reale (ex-post) rikthehen si feedback për ritrajnimin periodik dhe rikalibrimin e pragjeve, duke mbyllur ciklin e përmirësimit të

vazhdueshëm. Gjithë procesi përfshin kontrolle të pajtueshmërisë (KYC/AML, GDPR), gjurmë auditi dhe menaxhim përjashtimesh, në mënyrë që të garantohet transparencë, riprodhueshmëri dhe përputhje me rregullat.

3.7 Përfundime

Sesioni metodologjik i këtij studimi ka ndërtuar një kuadër të qartë dhe të strukturuar për operacionalizimin e qëllimit kërkimor mbi të cilat mbështetet ky studim, duke prezantuar në mënyrë të strukturuar qasjen kërkimore, modelin teorik, burimet e të dhënave, si dhe teknikat analitike dhe teknologjike të përdorura. Janë shpjeguar në detaje mënyrat e përpunimit dhe analizës së të dhënave, ndarja për trajnim dhe testim, dhe janë justifikuar zgjedhjet e algoritmeve të Inteligjencës Artificiale bazuar në natyrën e problemit dhe strukturën e të dhënave.

Integrimi i Inteligjencës Artificiale me Menaxhimin e Proceseve të Biznesit përbën një nga elementët më novatorë të këtij modeli, duke ofruar jo vetëm një mjet analitik për parashikimin e riskut, por edhe një mekanizëm operacional për zbatimin e tij në praktikën bankare. Arkitektura e modelit, parametrizimi i kujdesshëm dhe krahasimi rigoroz i performancës ndërmjet algoritmeve, demonstrojnë qasjen sistematike të ndjekur për të ndërtuar një zgjidhje të besueshme dhe të aplikueshme.

KAPITULLI 4: ZHVILLIMI I MODELIT TË INTEGRUAR

Zhvillimi i një modeli të integruar që kombinon Inteligjencën Artificiale (IA) dhe Menaxhimin e Proceseve të Biznesit (BPM) për menaxhimin e riskut të kredive kërkon një qasje të sistematizuar dhe të ndërdisiplinuar. Ky kapitull përqendrohet në ndërtimin teknik dhe logjik të sistemit të propozuar, duke përkthyer kërkesat kërkimore në një strukturë funksionale dhe të zbatueshme.

Në këtë pjesë bëhet përkufizimi i kërkesave funksionale dhe jo-funksionale të sistemit, vendoset arkitektura e tij konceptuale dhe përshkruhen komponentët kryesorë që do të mundësojnë ndërveprimin ndërmjet analizës së riskut, vendimmarrjes automatike dhe menaxhimit të rrjedhës së punës. Gjithashtu, përmes skenarëve të përdorimit (use cases), ilustrohen mënyrat konkrete se si përdoruesit ndërveprojnë me sistemin në faza të ndryshme të ciklit të kredisë nga aplikimi fillestar deri te ndjekja dhe trajtimi i kredive jo-performuese.

Përmes këtij ndërtimi, synohet të arrihet një model që jo vetëm ka kapacitete parashikuese të avancuara, por është gjithashtu i zbatueshëm dhe i integrueshëm në infrastrukturën

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

aktuale të bankave, duke respektuar parimet e sigurisë, auditueshmërisë dhe përputhshmërisë rregullatore.

4.1 Kërkesat funksionale dhe jo funksionale

Konteksti & Qëllimi

Qëllimi: të parashikojë probabilitetin e dështimit (PD), të nxisë veprime të automatizuara BPM sipas rrezikut, dhe të përmirësojë rikuperimin duke respektuar kornizat rregullatore (Basel, EBA/ECB, GDPR).

Objektet: kredi individë/SME/korporata; portofol retail & MSE; cikli i plotë nga “aplikimi → monitorimi → parandalimi i NPL → rikuperimi”.

Aktorët kryesorë

- Risk Officer, Credit Analyst, Collection Agent, Branch Manager
- Model Risk Manager, Data Steward, Compliance Officer, Internal Audit
- IT Ops/MLOps, BPM Owner, InfoSec

4.1.1 Kërkesa funksionale

Menaxhimi i të dhënave (DataOps)

F1. Ingestion & unifikim nga CBS/LOS, Core Banking, CRM, Cards, data buro (credit bureau), Qëllimi: Të krijojë një mekanizëm të besueshëm, të vazhdueshëm dhe të automatizuar për mbledhjen, unifikimin dhe përpunimin e të dhënave që vijnë nga burime të ndryshme bankare dhe jo-bankare. Ky proces është themeli mbi të cilin mbështeten modelet e inteligjencës artificiale dhe rrjedhat e menaxhimit të proceseve të biznesit. ERP kontabël, kanale dixhitale; orar orë/ditor + stream ku ka ngjarje.

Burimet kryesore:

- CBS/LOS (Core Banking System / Loan Origination System) të dhëna për ciklin e kredisë nga aplikimi deri në shlyerje.
- CRM profilet e klientëve, historiku i ndërveprimeve, sjellja në kanale digjitale.
- Cards system përdorimi i kartave, over-limit, pagesa të vonuara.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

- Credit Bureau histori kredie, obligime në banka të tjera, scoring i jashtëm.
- ERP kontabël gjendja financiare e kompanive kliente.
- Kanale dixhitale sjellja në mobile banking, online banking, clickstream.

Frekuenca e përditësimit:

- Batch (orë/ditor): për të dhëna voluminoze ose që ndryshojnë më rrallë (raporte financiare, historik pagesash).
- Streaming (ngjarje në kohë reale): për sinjale të shpejta (pagesë e refuzuar, vonesë në këst, transaksione të pazakonta).

Procesi i unifikimit:

- Normalizim i formateve (p.sh. data, valuta, ID klienti).
- Krijimi i një katalogu të fushave që dokumenton origjinën, përshkrimin, tipin e të dhënave.
- Mapping midis sistemeve burimore dhe modelit të të dhënave të përbashkët (enterprise data model).

Kriteret e pranimi

- Konektorë ETL/ELT funksionalë: çdo burim të ketë pipeline të testuar dhe aktiv që sjell të dhënat në “data lakehouse / warehouse”.
- Katalogu i fushave : çdo atribut të jetë i dokumentuar (emër, tip, burim, rregull validimi, përdorim).
- Mapping i plotë: të mos ketë fusha të pambuluara ose të paqartësuara midis burimit dhe sistemit qendror.
- Kontroll cilësie (DQ): të paktën 98% e rekordeve duhet të jenë:
- Complete (pa mungesa në fushat kritike si ID klienti, shuma, data, statusi i pagesës).
- Valid (vlerat brenda intervaleve logjike, p.sh. data e disbursimit nuk mund të jetë më e madhe se data e sotme).
- Consistent (ID klienti i njëjtë në të gjitha sistemet, valuta e një kredie e pandryshuar në të gjitha burimet).
- Nëse cilësia bie nën prag, sistemi duhet të ngrejë alarm automatik dhe të gjenerojë ticket në BPM/ITSM për korrigjim

Përfitimet kryesore

- Sigurohet që modelet e IA mbështeten mbi të dhëna të pastra, të unifikuara dhe të konsistente.
- Lehtësohet gjurmueshmëria e burimit të të dhënave, e rëndësishme për audit dhe pajtueshmëri rregullatore.
- Reduktohet rreziku i vendimeve të gabuara për shkak të të dhënave të paplota ose kontradiktore.
- Mbështet vendimmarrjen në kohë reale përmes stream processing (p.sh. alarm “early warning” brenda sekondave).

F2. Shtresë cilësie me rregulla DQ (uniqueness, completeness, range, referential integrity) dhe raport DQ ditor.

Qëllimi: Të sigurojë që të gjitha të dhënat e përdorura për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të jenë të sakta, të plota, të qëndrueshme dhe të vlefshme përpara se të konsumohen nga modelet e IA apo nga proceset BPM.

Rregullat kryesore të DQ

- Uniqueness (Uniciteti): çdo entitet kryesor (klient, kredi, kontratë) duhet të ketë një ID unik. Duplikimet e të dhënave (p.sh. dy herë i njëjti aplikim kredie) duhet të flagohen automatikisht.
- Completeness (Plotësia): fushat kritike (ID klienti, shuma e kredisë, data e disbursimit, gjendja aktuale, statusi i pagesës) nuk duhet të jenë bosh ose NULL.
- Range Checks (Intervale të vlefshme): vlerat duhet të jenë brenda kufijve logjikë, p.sh:
 - Norma e interesit 0-30%.
 - Shuma e kredisë > 0 .
 - Data e disbursimit $\leq$ data aktuale.
- Referential Integrity (Integriteti referencial): lidhjet midis tabelave duhet të jenë të vlefshme:
 - ID klienti në tabelën Kredi duhet të ekzistojë në tabelën Klientë.
 - ID kontrate në tabelën Pagesa duhet të përputhet me një kontratë reale aktive.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

Mekanizmat e kontrollit

- Validime automatike gjatë ingestion-it (ETL/ELT pipelines).
- Profilizim periodik të të dhënave për të zbuluar anomali, outliers dhe mungesa.
- Raport DQ ditor i gjeneruar automatikisht dhe i shpërndarë tek: Data Steward, Risk Manager, IT Ops. Raporti duhet të përfshijë:
 - % e rekordeve që kaluan/ranë në testet DQ.
 - Numri i fushave kritike me probleme.
 - Trend 7-ditor dhe 30-ditor i performancës së cilësisë.

Kriteri i pranimit

- Nëse cilësia e të dhënave bie nën pragun 95% për një nga indikatorët kryesorë (uniqueness, completeness, range, referential integrity)
- Sistemi duhet të gjenerojë ticket automatik në platformën BPM/ITSM (p.sh. ServiceNow, Jira, Remedy).
- Ticket-i përmban: burimin e të dhënave, natyrën e problemit, fushat e prekura, prioritetin dhe afatin SLA për korrigjim.
- Incidenti i hapur duhet të gjurmohet deri në mbyllje me pistë auditi.

Përfitimet

- Siguri në cilësinë e modelimit: parandalon vendimmarrje të gabuara nga modelet e IA për shkak të të dhënave jo të pastra.
- Auditueshmëri: çdo problem i të dhënave dokumentohet dhe ka përgjegjës të qartë.
- Përputhshmëri me rregullatorët: tregues DQ të matshëm dhe raporte të gatshme për inspektime.
- Efikasitet: redukton kohën që analistët e riskut humbasin duke pastruar manualisht të dhënat.

F3. Historik/Versionim i të dhënave për trajnime dhe “challenger models” (time-travel).

Sistemi duhet të mbajë një historik të plotë të të dhënave që përdoren për trajnimin dhe testimin e modeleve të inteligjencës artificiale. Ky mekanizëm quhet shpesh “time-travel”: aftësia për të rikrijuar një gjendje të saktë të të dhënave ashtu siç ishin në një moment të caktuar në kohë.

Qëllimi

- Reprodhueshmëri të rezultateve të modelit (p.sh., pse një vendim kredie u mor në prill 2024).
- Krahasim i drejtë midis modelit ekzistues (champion) dhe modeleve të reja (challenger).
- Auditueshmëri dhe përmbushje të kërkesave rregullatore (Basel, EBA/ECB).

Funksionalitetet kryesore

- Versionim i dataset-eve
 - Çdo herë që krijohet një dataset për trajnim/testim, ruhet si version i veçantë me timestamp, përshkrim, parametra filtrimi.
 - Sistemi mban metadata: burimi i të dhënave, transformimet e aplikuara, cilësia (DQ), madhësia, përdorimi (training/validation/test).
- Time-travel queries
 - Analistët mund të rikthehen në kohë dhe të tërheqin dataset-in ashtu si ishte në një datë të caktuar.
 - Shembull: “më sill dataset-in e marsit 2023 për klientët SME me vonesë >30 ditë”.
- Dataset-i i “frozen” për trajnime
 - Kur trajnohet një model, dataset-i lidhet si “immutable snapshot” kështu që edhe nëse baza e të dhënave ndryshon, versioni i përdorur për trajnim ruhet identikisht.
- Challenger models
 - Sistemi lejon trajnimin e modeleve të reja mbi versionet historike të të dhënave.
 - Për çdo challenger, rezultatet krahasohen me champion duke përdorur të njëjtat dataset-e, për të siguruar drejtësi dhe konsistencë.
- Audit & compliance
 - Regjistrohen: kush krijoi dataset-in, kur, me çfarë parametrash, për çfarë përdorimi.
 - Kjo mbështet inspektimet rregullatore: bankat duhet të tregojnë jo vetëm rezultatin e modelit, por edhe të dhënat bazë mbi të cilat u ndërtua vendimi.

Kriteret e pranimi

- Çdo dataset ka një ID unik versionimi, timestamp dhe metadata.
- Mund të rikrijohet në çdo kohë dataset-i i përdorur për një trajnim ose vendim.
- 100% e modeleve kanë të lidhur dataset-in përkatës (champion dhe challenger).
- Log i aksesit dhe ndryshimeve (kush, kur, çfarë) i ruajtur për ≥ 5 vjet (në përputhje me kërkesat e Bankës së Shqipërisë dhe BE).

Përfitimet

- Transparencë dhe auditueshmëri: çdo vendim kredie mund të gjurmohet deri tek versioni i saktë i të dhënave.
- Reprodhueshmëri shkencore: rezultatet e IA nuk varen nga ndryshimet e mëvonshme të të dhënave.
- Eksperimentim i sigurt: challenger models testohen mbi të njëjtin “baseline” me champion.
- Zvogëlim i rrezikut rregullator: përmbush kërkesat për dokumentim dhe kontroll të modeleve.

Modelim & Inferencë (IA)

F4. Parashikimi PD/LGD/EAD për njësi kredie dhe në nivel klienti/portofoli; outpute: score 0–1, bandë rreziku (Low/Med/High), shpjegime XAI.

Qëllimi: Llogarit PD, LGD, EAD në nivel kredie, klienti dhe portofoli për vendimmarrje (approve/review/reshape) dhe kapital rregullator.

Hyrjet (features): kreditë (shuma, afati, DPD, LTV), klienti (të ardhura, DSCR, borxhe), kolaterali (tip/vlerë), sjellje (karte/kanale), makro (CPI, papunësi).

Modelet:

- PD: klasifikim + kalibrim (Platt/Isotonic) → score [0–1]
- LGD/EAD: regresion (p.sh. LGD two-stage, EAD me CCF).

Outputet: score 0–1, bandë rreziku (Low/Med/High të konfiguruar), XAI (top features me SHAP/LIME), model_version, timestamp.

Banda (shembull): Low < 0.15; 0.15–0.45 = Medium; ≥ 0.45 = High (konfigurohen nga Risk).

Integrim & ritëm: API online ($p_{95} \leq 300$ ms) për LOS/CRM; batch ditor për portofol/raporte.

Vendimmarrje (BPM):

- Low → fast-track;
- Medium → review + masa paraprake;
- High → reshape/decline, eskalim koleksionesh.

Kriter pranimi: PD AUC ≥ 0.78, KS ≥ 0.35; LGD/EAD gabim ≤ 15% (backtest); PSI ≤ 0.2; 100% kërkesave me payload XAI; rigjenerim me dataset_version (F3); fairness ΔTPR/FPR ≤ 5 p.p.

F5. Kalibrim & Thresholding sipas objektivave biznesi (cut-off për aprovime të shpejta, “review required”, “reject/reshape”).

Qëllimi: Të përshtaten rezultatet e modelit me objektivat e biznesit duke vendosur cut-off të qarta për aprovime, rishikime dhe refuzime/ristrukturime.

Procesi i kalibrim:

- Modelet e PD japin score në [0–1], por duhet kalibrim statistikor (Platt, Isotonic, Reliability curves) që probabiliteti i parashikuar të përputhet me frekuencën reale të default-eve.
- Kalibrimi bëhet rregullisht me backtesting dhe benchmark (observed default rate vs predicted PD).

Thresholding sipas biznesit: Cut-off të konfiguruar nga Risk, jo të ngurta në kod.

Kriteret e pranimi:

- Kurba reliabiliteti brenda ± 5 p.p. (predicted vs actual default).
- Threshold-et të jenë të dokumentuara, të auditueshme dhe të rikonfirmohen çdo 6–12 muaj.
- Risk Officer mund t'i ndryshojë pragjet pa rindeploy modeli (konfigurim në BPM).

F6. Drift & monitorim performance (data drift, prediction drift, PSI/KS, AUC, F1);

Sistemi zbaton monitorim të vazhdueshëm të data drift (ndryshime në shpërndarjen e veçorive hyrëse) dhe prediction drift (zhvendosje e shpërndarjes së score/PD), duke llogaritur automatikisht PSI për veçori dhe score (alarm kur $PSI > 0.2$), si dhe metrika performancë si AUC, KS dhe F1 në kohë prodhimi përmes backtesting-ut (p.sh. 30/60/90 ditë). Çdo metrikë ka pragje të paracaktuara (p.sh. ulje $AUC > 5$ p.p., $KS < 0.35$, $F1 \text{ High-risk} < \text{objektivitet}$), dhe tejkalimi i tyre gjeneron alarme në kanalin e SRE/Risk (pager/email/ITSM) me tiket automatik në BPM/ITSM, duke përfshirë kontekstin (model_version, dataset_version, segment i prekur, veçori me drift). Paneli operativ shfaq trende, decile stability, reliabilitet (calibration), si dhe “feature importance drift” (p.sh. SHAP drift). Runbook-u përcakton hapa korrigjues: verifikim DQ (F2), rikthim kalibrimi (recalibration), rifitim i pragjeve (F5), shadow/canary i challenger-it dhe, nëse duhet, rollback i versionit të modelit; të gjitha veprimet regjistrohen në audit trail.tejkalohen pragjet.

F7. Model Lifecycle (MLOps): registre modele, versionim, champion/challenger, A/B, promovim me aprovim të Model Risk Manager.

Sistemi duhet të menaxhojë jetën e plotë të modeleve përmes një registre modeli ku ruhen versionet, parametrat, metrikat dhe përdorimet e tyre. Çdo model ka version unik dhe lidhet me dataset-in përkatës (F3) për transparencë dhe rigjenerim. Për funksionimin operativ përdoret mekanizmi champion/challenger: modeli kryesor (champion) ekzekutohet në prodhim, ndërsa challenger-et testohen paralelisht me të njëjtat të dhëna (shadow/canary) për krahasim metrikash. Për të siguruar përmirësim të vazhdueshëm, mbështetet A/B testing me segmente përdoruesish ose portofoli. Çdo promovim i një modeli të ri në status *champion* kërkon aprovim formal nga Model Risk Manager, i cili verifikon metrikat (AUC, F1, kalibrim, fairness) dhe dokumentimin e plotë (model card, raport validimi). Ky proces garanton kontroll, auditueshmëri dhe stabilitet të vendimmarrjes së bazuar në IA në bankë.

BPM/Orkestrim procesesh

F8. Rrjedha “Early Warning”: ngjarje (p.sh., pagesa me vonesë, rënie të ardhurash, rritje shpenzimesh) → task të analisti → masë paraprake (kontakt, ristrukturim i hershëm, colending options).

Sistemi duhet të zbatojë një mekanizëm të automatizuar paralajmërimi të hershëm për identifikimin e shenjave të rrezikut në sjelljen e klientëve. Ngjarje të tilla si pagesa me vonesë, rënie të të ardhurave, rritje të shpenzimeve, përdorim i lartë i limiteve apo kërkesa të papritura për kredi, kapen në kohë reale ose me batch ditor përmes layer-it të ingestion (F1). Kur ndodh një ngjarje, sistemi gjeneron automatikisht një task tek analisti i riskut me detaje mbi klientin, ngjarjen e identifikuar, si dhe rekomandimin paraprak të masës që duhet marrë. Këto masa përfshijnë kontakt proaktiv me klientin, ofrimin e një ristrukturimi të hershëm, ose propozimin e opsioneve alternative financimi (p.sh. colending). Çdo task ka SLA të përcaktuar (p.sh. kontakt brenda 24h) dhe gjurmohet në BPM me pistë audit. Kështu, rrjedha “Early Warning” redukton probabilitetin që kredia të përfundojë në default, rrit transparencën e procesit dhe forcon menaxhimin proaktiv të portofolit të kredive.

F9. Klasifikim delinqencash (DPD buckets) me rregulla biznesi + IA; gjeneron plane veprimi (telefonatë, email, vizitë, ofertë ristrukturimi).

Sistemi duhet të kategorizojë automatikisht kreditë sipas **Days Past Due (DPD buckets)** (p.sh. 1–30 ditë, 31–60 ditë, 61–90 ditë, >90 ditë), duke kombinuar **rregulla biznesi** me parashikime nga IA (p.sh. probabilitet rikuperimi). Për çdo klasë gjenerohet një **plan veprimi i personalizuar**, si telefonatë nga agjenti, dërgim email-i, vizitë në filial ose ofertë për ristrukturim, duke standardizuar trajtimin e rasteve dhe rritur efektivitetin e koleksioneve.

F10. Rikuperim & koleksione: segmentim debitorësh sipas rrezikut/propensitetit për pagesë; kalendar kontaktimesh; gjurmë veprimesh; integrim me call-center.

Debitorët segmentohen sipas nivelit të rrezikut dhe propensitetit për pagesë, në mënyrë që të përcaktohen strategjitë më efikase të kontaktimit. Sistemi ofron kalendar kontaktimesh me kujtesa, regjistron të gjitha ndërveprimet (telefonata, mesazhe, vizita) dhe integrohet me call-center CRM, duke garantuar gjurmueshmëri të plotë të veprimeve dhe SLA për kohën e përgjigjes.

F11. Ristrukturim i kredive: sugjerime skenarësh (shtyrje afati, ulje kësti, greis, konsolidim) me simulim ndikimi në PD/LGD.

Për klientët me vështirësi financiare, modeli sugjeron skenarë alternativë si shtyrje afati, ulje kësti, periudhë greis ose konsolidim borxhesh. Çdo skenar shoqërohet me simulim të

ndikimit në PD dhe LGD, në mënyrë që analisti të zgjedhë opsionin që minimizon rrezikun dhe maksimizon rikuperimin, duke e bërë procesin të shpejtë dhe transparent.

F12. Workflow aprovimesh (4-eyes / 6-eyes) me role dhe politikë delegimi; pistë audit të për çdo vendim.

Të gjitha vendimet kritike (p.sh. ristrukturime të mëdha ose fshirje parash) kalojnë përmes një workflow të kontrolluar me parimin “4-eyes” ose “6-eyes”, sipas vlerës së ekspozimit dhe politikës së bankës. Sistemi mbështet role të qarta, delegim kur mungon aprovuesi dhe krijon pistë audit të detajuar, e aksesueshme për Risk, Compliance dhe Audit të Brendshëm, duke rritur transparencën dhe sigurinë institucionale.

Integrime & ekspozim

F13. API të sigurt për scoring në aplikim (LOS), monitorim (DWH/BI), koleksione (CRM), ITSM/BPM (p.sh. ITIL ticketing).

Sistemi duhet të ekspozojë një set API-sh të sigurt dhe të standardizuara që lejojnë konsumimin e modeleve të parashikimit (PD, LGD, EAD) në pika të ndryshme të ciklit të kredisë. Këto API përdoren në: aplikim (LOS) për vendimmarrje të shpejtë gjatë aplikimit; monitorim portofoli (DWH/BI) për analiza periodike dhe raportim rregullator; koleksione (CRM) për të personalizuar strategjitë e rikuperimit sipas rrezikut; si dhe në ITSM/BPM për automatizimin e incidenteve dhe rrjedhave sipas praktikave ITIL. Siguria garantohej me OAuth2 / OpenID Connect, TLS 1.2+, kufizim aksesesh me RBAC/ABAC, si dhe rate limiting për mbrojtje nga abuzimi. Çdo thirrje API log-ohet me request_id, model_version, timestamp dhe lidhet me audit trail, duke siguruar gjurmueshmëri të plotë. Përveç JSON standard, API-të duhet të mbështesin OpenAPI/Swagger për dokumentim dhe testim të thjeshtuar nga zhvilluesit dhe auditorët teknikë.

F14. Raporte & pult: portofol nga lart-poshtë (portfolio view), heatmaps rreziku, trende NPL, vintages, cure rate, roll-rate, loss waterfall; eksport në PDF/Excel.

Sistemi duhet të ofrojë një pult interaktiv (dashboard) dhe module raportimi që pasqyrojnë performancën e portofolit të kredive nga lart-poshtë, duke lejuar analizë në nivel portofoli, segmenti, produkti, klienti dhe kredie individuale. Vizualizimet kryesore përfshijnë heatmaps të rrezikut (p.sh. shpërndarja e PD/DPD sipas rajonit apo produktit), trendet e NPL me krahasime mujore/vjetore, analiza vintage (kohorta të kredive sipas datës së aplikimit), si dhe indikatorë operativë si cure rate (norma e rikthimit në status normal), roll-rate (kalimet nga një bucket DPD në tjetrin) dhe loss waterfall (zinxhir humbjesh nga aplikimi deri në fshirje). Pulti duhet të ketë filtrime dinamike (periudhë, produkt, rajon, analist), të ofrojë drill-down deri te kontrata e veçantë dhe të mbështesë eksport automatik në PDF/Excel për raportim intern, komitetin e riskut dhe autoritetet rregullore. Gjithashtu, metrikat kyçe (AUC, cure rate, NPL %) duhet të krahasohen me objektivat (KPI/SLA) dhe të shfaqen me sinjalistikë vizuale (green/amber/red) për të mundësuar vendimmarrje të shpejtë dhe transparente.

Siguri, privatësi, pajtueshmëri (funktionale)

F15. Maskimi i PII; “purpose binding” (aplikim vs koleksione).

Sistemi duhet të garantojë mbrojtjen e të dhënave personale të identifikueshme (PII) duke zbatuar teknika të maskimit (fshehje parciare, p.sh. numri i llogarisë ****1234) dhe zëvendësimit të IID-ve reale me identifikues teknikë në të gjitha shtresat ku përdoren të dhënat e klientëve. Qasja ndaj PII duhet të jetë e kufizuar sipas parimit të qëllimit (“purpose binding”): në fazën e aplikimit përdoren vetëm atributet e nevojshme për vendimmarrjen e kredisë, ndërsa në koleksione ekspozohen vetëm të dhënat e domosdoshme për kontakt dhe rikuperim (p.sh. emër, numër telefoni, status pagese, pa detaje të plota financiare). Ky mekanizëm siguron respektim të GDPR/ligjit për mbrojtjen e të dhënave, redukton rrezikun e ekspozimit të panevojshëm dhe krijon një audit trail që dokumenton se kush ka përdorur cilat të dhëna dhe për çfarë qëllimi. Në këtë mënyrë, sistemi ruan balancën mes nevojës për informacion dhe privatësisë së klientit, duke e bërë modelin e integruar IA-BPM të pajtueshëm dhe të besueshëm.

F16. Konsent & bazë ligjore për përdorime IA; ruajtje log-esh për audit.

Sistemi duhet të sigurojë që përdorimi i modeleve të inteligjencës artificiale për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive të mbështetet mbi një bazë të qartë ligjore dhe/ose pëlqimin (konsentin) e klientëve, sipas kërkesave të GDPR dhe legjislationit kombëtar. Në fazën e aplikimit, klienti duhet të informohet për përdorimin e algoritmeve IA në procesin e vlerësimit të kredisë dhe të ketë të drejtën të kërkojë shpjegim mbi

vendimin. Në fazën e monitorimit dhe koleksioneve, përdorimi i të dhënave për analiza parashikuese duhet të mbështetet te baza ligjore e interesit legjitim ose te detyrimet rregullatore të bankës.

Të gjitha veprimet e kryera nga modelet dhe përdoruesit ruhen në një audit trail të pandryshueshëm, ku përfshihen: inputet e përdorura, versioni i modelit, outputet (PD/LGD/EAD), vendimet e marra, shpjegimet XAI, si dhe identiteti i përdoruesit që konsumoi rezultatin. Log-et ruhen për një periudhë minimale 5–10 vjet, në përputhje me kërkesat e Bankës së Shqipërisë, EBA/ECB dhe legjislacionit të arkivimit elektronik. Kjo siguron gjurmueshmëri të plotë, transparencë për audituesit dhe mundësi rikrijimi të çdo vendimi kredie në kohë.

F17. Model Risk Governance: dokumentim teknik, kartela modeli, test i pavarur, “use-test”, “back-testing”, “stress-testing”.

Sistemi duhet të zbatojë një kornizë të plotë për qeverisjen e riskut të modeleve (Model Risk Governance), në përputhje me udhëzimet e Basel, EBA/ECB dhe standardet e bankës. Çdo model i përdorur për parashikimin e PD, LGD apo EAD duhet të ketë dokumentim teknik të plotë, ku përshkruhen qëllimi, burimet e të dhënave, metodologjia, hiperparametrat, metrikat e performancës, kufizimet dhe rreziqet e njohura. Për secilin version të modelit krijohet një kartelë modeli (Model Card) që përmbledh informacionin kryesor dhe që shërben si referencë për Risk Management, Audit dhe rregullatorët.

Procesi i validimit përfshin disa hapa të detyrueshëm:

- Test i pavarur nga një ekip ose funksion tjetër, i ndarë nga zhvilluesit e modelit, për të siguruar objektivitet dhe shmangie të konfliktit të interesit.
- Use-test për të vlerësuar se si modeli funksionon në praktikë dhe nëse rezultatet e tij përdoren në mënyrë konsistente nga analistët dhe vendimmarrësit.
- Back-testing për të krahasuar parashikimet e modelit me rezultatet reale (observed defaults, rikuperime), duke matur devijimet dhe duke përcaktuar nëse modeli është ende i kalibruar.
- Stress-testing për të simuluar skenarë makroekonomikë të pafavorshëm (rritje papunësie, ulje vlere kolaterali, rënie të të ardhurave) dhe për të matur qëndrueshmërinë e modelit nën presion.

Çdo rezultat dokumentohet dhe miratohet nga Model Risk Manager, ndërsa modelet që nuk kalojnë testet duhet të rishikohen, rikalibrohen ose të zëvendësohen nga challenger models. Kjo qasje garanton transparencë, gjurmueshmëri dhe besueshmëri në përdorimin

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

e IA për riskun e kredive dhe redukton ekspozimin ndaj rrezikut rregullator dhe reputacional.

4.1.2 Kërkesa jo-funksionale

Performancë & Shkallëzim

NF1. Latency: scoring online ≤ 300 ms (p95); batch 1M rekorda ≤ 60 min.

Sistemi duhet të garantojë performancë të lartë si në skenarin online, ashtu edhe në atë batch. Për thirrjet online scoring API, koha e përgjigjes nuk duhet të kalojë 300 ms në percentilën 95 (p95), duke siguruar vendimmarrje të shpejtë gjatë procesit të aplikimit ose monitorimit në kohë reale. Për përpunimin batch, sistemi duhet të jetë në gjendje të trajtojë një volum prej të paktën 1 milion rekordesh brenda 60 minutave, duke mbështetur analizat periodike të portofolit, raportimin rregullator dhe proceset e backtesting. Këto kufij shërbejnë si SLA teknike dhe monitorohen përmes telemetrisë së integruar, me alarme në rast degradimi të performancës.

Tabelë 1 SLA për Latency

Metrika	Objektivi	Metoda e matjes	Alarm Trigger
Latency online scoring (API)	≤ 300 ms (p95)	Monitorim i çdo kërkesë API + log telemetrie	Alarm kur p95 > 300 ms për >5 min rresht
Batch scoring throughput	1M rekorda ≤ 60 min	Matje kohë ekzekutimi për batch jobs në prodhim	Alarm kur >60 min ose kur throughput bie <80%
Disponueshmëri shërbimi	$\geq 99.9\%$ mujore	Uptime monitor (health checks + API probes)	Alarm kur uptime < 99.9% ose dështime >5 min
Variabilitet performancës	$p99 \leq 500$ ms	Analiza distribucioni të latency (p95, p99, max)	Alarm kur p99 > 500 ms për 3 intervale matjeje

NF2. Throughput: ≥ 200 req/s për API scoring me autoscaling horizontal.

Sistemi duhet të përballojë një volum të lartë kërkesash në kohë reale, duke garantuar një kapacitet minimal prej 200 kërkesash në sekondë (req/s) për API-të e scoring-ut. Kjo arrihet përmes autoscaling horizontal, ku instancat e shërbimit shtohen automatikisht

bazuar në ngarkesën aktuale dhe metrikat e përdorimit (CPU, memory, latency). Testet e performancës duhet të verifikojnë që sistemi jo vetëm arrin pragun minimal prej 200 req/s, por gjithashtu shkallëzohet në mënyrë lineare përtej këtij niveli pa degradim të metrikave kyçe (latency $p95 \leq 300$ ms, error rate $< 1\%$). Monitorimi i throughput-it bëhet në kohë reale, me alarme kur kapaciteti bie nën prag ose kur autoscaling nuk aktivizohet siç pritet. Kjo siguron që edhe gjatë pikut të kërkesave (p.sh. sezon kredish, ngjarje makroekonomike) bankat të kenë shërbim të qëndrueshëm dhe të disponueshëm.

Tabelë 2 SLA për Throughput

Metrika	Objektivi	Metoda e matjes	Alarm Trigger
Throughput API scoring	≥ 200 req/s në prodhim	Load testing + monitorim telemetrie (API gateway, logs)	Alarm kur throughput < 200 req/s për >1 min
Latency nën ngarkesë	$p95 \leq 300$ ms gjatë ≥ 200 req/s	Analiza distribucioni latency në kohë reale	Alarm kur $p95 > 300$ ms për 3 intervale matjeje
Error rate	$< 1\%$ (HTTP 4xx/5xx)	Matje error rate nga logs & observability tools	Alarm kur error rate $> 1\%$ për >5 min
Autoscaling horizontal	Aktivizim në < 60 sek nga tejkalimi	Test autoscaling + Cloud/K8s metrics	Alarm kur nuk shtohen instanca sipas ngarkesës

Disponueshmëri & Besueshmëri

NF3. Disponueshmëri 99.9% (mujor); RPO ≤ 15 min; RTO ≤ 1 orë.

Sistemi duhet të garantojë disponueshmëri mujore $\geq 99.9\%$, duke siguruar që shërbimet kritike të scoring-ut dhe BPM të jenë pothuajse gjithmonë të aksesueshme. Në rast ndërprerjeje ose incidenti të madh, duhet të respektohen objektivat e rikuperimit: RPO (Recovery Point Objective) ≤ 15 minuta, që do të thotë humbje maksimale e lejuar e të dhënave është 15 minuta; dhe RTO (Recovery Time Objective) ≤ 1 orë, që nënkupton që shërbimi duhet të rikthehet funksional brenda 60 minutave nga momenti i ndërprerjes. Këto kërkesa mbështeten nga mekanizma të backup-eve të automatizuara, replikim në data center sekondar, failover aktiv dhe procedura të testuara të DR (Disaster Recovery). Monitorimi i disponueshmërisë bëhet përmes health-check të vazhdueshëm, ndërsa mosrespektimi i pragjeve ngre alarme kritike dhe aktivizon planin e rikuperimit sipas politikave të bankës.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

Tabelë 3 SLA për Disponueshmëri & Rikuperim

Metrika	Objektivi	Metoda e matjes	Alarm Trigger
Disponueshmëri mujore	$\geq 99.9\%$	Uptime monitor (health-checks, API probes)	Alarm kur uptime $< 99.9\%$ ose ndërprerje > 5 min
RPO (Recovery Point Objective)	≤ 15 min	Verifikim intervalesh backup/replikim	Alarm kur mungesa e të dhënave > 15 min
RTO (Recovery Time Objective)	≤ 1 orë	Test DR & matje kohe rikuperimi	Alarm kur rikthimi i shërbimit > 60 min
Failover	Aktivizim automatik	Monitorim DC/Cloud failover logs	Alarm kur failover nuk ndodh ose kërkon ndërhyrje

NF4. Failover në zonë/dc të dytë; rolling upgrades pa ndërprerje.

Sistemi duhet të sigurojë vazhdimësi operative edhe në rast dështimesh ose gjatë mirëmbajtjeve. Në rast të një ndërprerjeje në zonën primare apo në data center-in kryesor, shërbimet duhet të kryejnë failover automatik drejt një zone ose data center-i sekondar pa humbje të konsiderueshme të të dhënave dhe brenda kohës së përcaktuar në RTO/RPO (NF3). Për më tepër, sistemi duhet të mbështesë rolling upgrades (përditësime graduale të versioneve të softuerit dhe infrastrukturës) pa shkaktuar ndërprerje të shërbimeve, duke përdorur mekanizma si blue/green deployment ose canary release. Këto garantojnë që versionet e reja të aplikacionit testohen mbi një pjesë të trafikut përpara se të aplikohen globalisht, duke minimizuar rrezikun dhe duke siguruar që disponueshmëria 99.9% të mos komprometohet as gjatë ndryshimeve të planifikuara.

Tabelë 4 SLA për Failover & Rolling Upgrades:

Metrika	Objektivi	Metoda e matjes	Alarm Trigger
Failover automatik	Aktivizim në zonë/DC sekondar brenda RTO	Simulime DR + monitorim log-esh failover	Alarm kur failover nuk ndodh ose vonohet $> RTO$
Konsistenca e të dhënave	Zero data loss përtej RPO (≤ 15 min)	Kontroll pas-sinkronizimi pas failover	Alarm kur humbja e të dhënave > 15 min
Rolling upgrades	Përditësime pa ndërprerje	Monitorim deploy + health-check API	Alarm kur gjatë upgrade ndodh ndërprerje > 1 min

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

	shërbimi (zero downtime)		
Canary/Blue-Green deploy	$\leq 5\%$ e trafikut në version të ri fillimisht	Observability tools + analiza metrikash	Alarm kur error rate/latency > prag në canary stage

NF5. IAM me RBAC/ABAC, SSO (OIDC/SAML), MFA.

Sistemi duhet të zbatojë një kornizë të fortë të menaxhimit të identitetit dhe aksesit (IAM) për të siguruar që vetëm përdoruesit e autorizuar të kenë qasje në funksionalitetet dhe të dhënat kritike. Qasja kontrollohet nëpërmjet RBAC (Role-Based Access Control) për ndarjen sipas roleve standarde (p.sh. analist, risk officer, auditor, IT ops) dhe ABAC (Attribute-Based Access Control) për politika më të imëta bazuar në attribute si lokacioni, pajisja ose orari i aksesit. Integrimi me Single Sign-On (SSO) përmes protokolleve OIDC/SAML siguron një hyrje të unifikuar dhe më pak ekspozim ndaj fjalëkalimeve, duke lehtësuar edhe auditimin qendror. Për shtresë shtesë sigurie, përdoret Multi-Factor Authentication (MFA) në hyrje dhe për veprime kritike (p.sh. miratim ristrukturimi, ndryshim pragjesh rreziku). Kjo qasje minimizon rrezikun e aksesit të paautorizuar, përmbush kërkesat e GDPR, EBA Guidelines on ICT Risk dhe rrit besueshmërinë e modelit të integruar IA–BPM.

Tabelë 5 Identiteti dhe kontrolli i aksesit

Mekanizmi	Përshkrimi	Objektivi	Alarm Trigger
RBAC	Qasje sipas roleve të paracaktuara (analist, risk officer, auditor, IT ops)	Kufizim i qartë i privilegjeve	Alarm kur përdoruesi ka qasje jashtë rolit të tij
ABAC	Politika bazuar në attribute (lokacion, orar, pajisje)	Kontroll më i hollësishëm i aksesit	Alarm kur shkelet politikë atributi (p.sh. login nga zonë e palejuar)
SSO (OIDC/SAML)	Hyrje unike në të gjitha sistemet bankare dhe të riskut	Ulje e ekspozimit ndaj fjalëkalimeve	Alarm kur SSO dështojnë >3 herë radhazi
MFA	Autentikim me dy faktorë për login & veprime kritike	Siguri e shtuar ndaj komprometimit	Alarm kur MFA nuk aktivizohet ose kur anashkalohet

NF6. Kriptim në transit (TLS 1.2+) dhe në pushim (AES-256).

Sistemi duhet të garantojë që çdo komunikim midis komponentëve (API scoring, ETL/ELT pipelines, integritet me LOS/CRM/DWH) të kryhet në mënyrë të sigurt përmes TLS 1.2+ ose versioneve më të reja, duke parandaluar rrezikun e përgjimeve, manipulimit të trafikut ose sulmeve “man-in-the-middle”. Për më tepër, të gjitha të dhënat e ruajtura në baza të dhënash, data lake/warehouse, backups dhe log-e duhet të jenë të kriptuar në pushim me algoritme të forta si AES-256 ose ekuivalente të certifikuara FIPS 140-2, duke mbrojtur informacionin kundër qasjes së paautorizuar edhe në rast komprometimi fizik apo logjik të infrastrukturës. Çelësat e kriptimit duhet të menaxhohen përmes një Key Management System (KMS) qendror me rotacion periodik dhe auditim të përdorimit, në përputhje me kërkesat e rregullatorëve financiarë dhe GDPR. Ky standard rrit besueshmërinë e sistemit dhe siguron që të dhënat e ndjeshme të klientëve (PII, transaksione, kontrata kredie) mbeten të mbrojtura gjatë gjithë ciklit të jetës.

NF7. Segregim mjedisesesh (dev/test/stage/prod) + “separation of duties”.

Arkitektura e zbatimit duhet të mbajë **ndarje strikte mes mjediseve**: *development, test, staging dhe production*. Në këto kushte, të dhënat reale nuk duhet të përdoren kurrë në dev/test pa u pseudonimizuar, ndërsa kodet e reja testohen në staging përpara kalimit në prodhim. Kjo qasje siguron që gabimet ose ndërhyrjet eksperimentale të mos ndikojnë te shërbimet kritike të bankës. Përveç kësaj, zbatohet politika e **“separation of duties”**, që do të thotë se asnjë individ nuk duhet të ketë privilegje të plota mbi të gjitha mjediset njëkohësisht. Për shembull: zhvilluesit kanë qasje vetëm në dev/test, ops/DevOps në staging/prod, ndërsa auditorët vetëm në log-et e auditueshme. Kjo ndarje parandalon abuzimin me privilegjet, redukton rrezikun e gabimeve njerëzore dhe krijon transparencë të plotë përmes pistave të auditit. Në këtë mënyrë, ruhet stabiliteti operacional dhe rritet siguria institucionale duke respektuar praktikën më të mira të **EBA Guidelines on ICT Risk** dhe standardeve ISO 27001.

Privatësi & Etikë e IA

NF8. GDPR by design: minimizim të dhënash, retention i konfiguruar, të drejtat e subjekteve.

Sistemi duhet të ndërtohet sipas parimeve të “privacy by design”, duke zbatuar minimizimin e të dhënave (mbledhje dhe përdorim vetëm i attributeve të domosdoshme për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive). Të gjitha dataset-et duhet të kenë retention të konfiguruar sipas kërkesave rregullatore (p.sh. 5–10 vjet për kredi aktive, më pas arkivim ose fshirje të sigurt). Gjithashtu, duhet të garantohet që sistemi mundëson ushtrimin e të drejtave të subjekteve të të dhënave (akses, korrigjim, kufizim përpunimi, fshirje) brenda afateve ligjore. Ky mekanizëm siguron përputhje të plotë me GDPR dhe ligjin kombëtar për mbrojtjen e të dhënave personale, duke ulur ekspozimin ndaj rrezikut ligjor dhe reputacional.

NF9. XAI: shpjegueshmëri individuale + në nivel portofoli; fairness tests (p.sh., disparate impact, equalized odds) me raporte periodike.

Modeli duhet të ofrojë shpjegueshmëri në nivel individi (p.sh. përse klienti X ka PD=0.62, me top 5 faktorët që kontribuuan në rezultat) dhe në nivel portofoli (faktorët kryesorë që ndikojnë në trendet e përgjithshme të riskut). Për këtë përdoren teknika si SHAP dhe LIME, të integruara si në API, ashtu edhe në dashboard. Përveç shpjegueshmërisë, sistemi duhet të kryejë rregullisht fairness tests (p.sh. disparate impact, equalized odds) për të identifikuar dhe raportuar pabarazitë ndërmjet grupeve (sipas gjinisë, moshës, rajonit). Rezultatet e këtyre testeve duhet të dokumentohen në raporte periodike, të cilat shqyrtohen nga Risk Management dhe Compliance, duke garantuar etikë dhe transparencë në përdorimin e IA.

NF10. Bias & Stability: kontroll sezonaliteti, robustness tests, stability under shift.

Për të ruajtur integritetin e modeleve në kohë, sistemi duhet të kryejë kontrolle të vazhdueshme për bias dhe stabilitet. Kjo përfshin:

- Kontroll sezonaliteti: verifikim nëse modelet japin parashikime të ndryshme në periudha të caktuara (p.sh. rritje artificiale e PD gjatë festave kur sjellja e shpenzimeve ndryshon).
- Robustness tests: testim i modelit ndaj variacioneve të lehta të të dhënave hyrëse (noisy data, mungesa të pjesshme) për të siguruar që parashikimet mbeten të qëndrueshme.
- Stability under shift: matje e performancës së modelit kur shpërndarja e të dhënave ndryshon (data drift, makro-shok ekonomik) duke përdorur tregues si PSI, AUC dhe calibration curves.

Këto masa garantojnë që modeli nuk bëhet diskriminues, nuk humbet besueshmërinë me kalimin e kohës dhe mbetet i sigurt, i drejtë dhe i përdorshëm edhe në skenarë të paparashikuar.

Auditueshmëri & Gjurmë

NF11. Audit trail end-to-end: të dhëna, parametra, version modeli, hiperparametra, thresholds, përdorues, ndryshime politike.

Sistemi duhet të mbajë një audit trail të plotë nga fundi në fund që përfshin të gjitha elementet e procesit: të dhënat hyrëse (dataset version, records ID), parametrat e përdorur, versionin e modelit dhe hiperparametrat, pragjet e vendosura (thresholds) si dhe përdoruesit që kanë ndërvepruar me sistemin (analistë, risk officers, auditorë). Çdo ndryshim i rregullave të biznesit apo i politikave të riskut regjistrohet automatikisht me timestamp, përdorues, arsye dhe efekt. Kjo garanton gjurmueshmëri të plotë për çdo vendim kredie dhe përputhje me kërkesat e Banka e Shqipërisë, EBA/ECB dhe auditimet e brendshme, duke reduktuar rrezikun e abuzimit ose humbjes së transparencës.

NF12. Reprodhueshmëri: mundësi rigjenerimi rezultati për çdo vendim.

Çdo vendim i marrë nga modeli (p.sh. një kredi e refuzuar ose e ristrukturuar) duhet të jetë i rigjenerueshëm në mënyrë identike edhe pas muajsh apo vitesh. Kjo do të thotë që sistemi ruan lidhjen midis dataset-version, model-version dhe konfigurimeve të përdorura në atë moment (parametra, pragje, skema të rregullave). Nëse një auditor apo rregullator kërkon të shohë përse një klient u refuzua në datën X, banka duhet të jetë në gjendje të rigjenerojë vendimin dhe shpjegimin (XAI) pa devijime. Ky mekanizëm i reprodhueshmërisë është

thelbësor për besueshmërinë e IA në bankë, sepse siguron konsistencë, transparencë dhe mbrojtje ligjore ndaj ankesave të klientëve ose inspektimeve rregullatore.

Vëzhgueshmëri & Operim

NF13. Telemetry (metrics, logs, traces) + dashboard SRE; alarme në pager.

Sistemi duhet të ketë të integruar mekanizma të plota observability: mbledhje të metrics (p.sh. latency, throughput, error rate), logs të strukturuar (audit, operim, gabime) dhe distributed traces për gjurmimin e rrjedhës së thirrjeve ndërmjet mikrosërbyeve. Të dhënat e telemetrisë duhet të paraqiten në një dashboard SRE (Site Reliability Engineering) në kohë reale, duke mundësuar analiza historike dhe parashikim të ngarkesës. Kur një metrikë kritike kalon pragun e caktuar (p.sh. latency > 300 ms, error rate > 1%), sistemi duhet të ngrejë automatikisht alarme në pager/email/ITSM, duke ndjekur politikat e incident management sipas ITIL. Kjo garanton që problemet të zbulohen dhe të adresohen shpejt përpara se të ndikojnë klientët ose rregullatorët.

NF14. SLA/SLO të matshme për shërbimet kyçe (API Scoring, Batch, DQ).

Të gjitha shërbimet kritike të modelit (API scoring, batch scoring, Data Quality checks) duhet të kenë SLA (Service Level Agreements) dhe SLO (Service Level Objectives) të qarta, të matshme dhe të raportueshme. Për shembull: API scoring → latency p95 ≤ 300 ms; batch scoring → 1M rekorde ≤ 60 min; DQ layer → completeness ≥ 98%. Këto objektiva monitorohen përmes telemetrisë (NF13) dhe raportohen periodikisht tek Risk Management dhe IT Ops. Çdo shkelje e SLA-ve duhet të ngrejë alarme kritike dhe të regjistrohet në audit trail, ndërsa performanca e SLA-ve në kohë përdoret si tregues kyç (KPI) për vlerësimin e shërbimit dhe besueshmërisë së modelit.

Cilësia e të dhënave

NF15. SLA DQ: completeness ≥ 98%, accuracy ≥ 97%, freshness ≤ 24h; politikat e trajtimit të mungesave/outliers të dokumentuara.

Sistemi duhet të ketë të përcaktuara SLA të matshme për cilësinë e të dhënave që ushqejnë modelet dhe proceset e BPM. Këto përfshijnë: completeness ≥ 98% (fushat kritike të mos jenë bosh), accuracy ≥ 97% (vlerat të përputhen me realitetin dhe burimet origjinale) dhe freshness ≤ 24h (të dhënat të jenë të përditësuara brenda një dite). Çdo devijim nga këto pragje duhet të ngrejë alarm dhe të gjenerojë incident automatik në ITSM/BPM. Përveç treguesve, sistemi duhet të ketë politika të dokumentuara për trajtimin e mungesave (missing values) dhe outliers (vlera anormale), duke përcaktuar qartë kur aplikohet imputim, kur përdoret flagim dhe kur bëhet përjashtim i rekordit. Kjo siguron që modelet

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

e IA mbështeten mbi të dhëna të besueshme dhe të kontrolluara, duke rritur stabilitetin dhe transparencën e parashikimeve.

Pajtueshmëri rregullatore

NF16. Basel/EBA/ECB: “model validation”, “use test”, dokumentim për inspeksione; policy library e gjallë.

Modeli dhe proceset e tij duhet të jenë plotësisht në përputhje me standardet ndërkombëtare dhe ato të mbikëqyrësve bankarë. Kjo nënkupton: “model validation” nga ekipe të pavarura përpara përdorimit në prodhim; kryerjen e “use test” (verifikimi që modeli përdoret realisht në vendimmarrje dhe jo vetëm në teori); si dhe backtesting/stress testing sipas kërkesave të Basel II/III dhe EBA Guidelines. Dokumentacioni teknik dhe operacional duhet të jetë gjithmonë i përditësuar dhe i gatshëm për inspeksione të rregullatorëve (Banka e Shqipërisë, EBA/ECB), duke përfshirë kartelat e modeleve, raportet e validimit, testet e fairness dhe audit trail-et. Për këtë qëllim, krijohet një policy library e gjallë që ruan të gjitha politikat, procedurat dhe manualët operative të lidhura me përdorimin e IA dhe BPM, duke lejuar versionim, auditim dhe gjurmueshmëri të plotë.

4.2 Arkitektura

4.2.1 Arkitektura e sistemit.

Arkitektura e sistemit risk-full është projektuar si një prototip i integruar IA–BPM që demonstroi fizibilitetin teknik dhe operacional të qasjes së propozuar për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sektorin bankar. Sistemi nuk synon të përfaqësojë një platformë të përfunduar enterprise, por një proof-of-concept funksional, i cili implementon komponentët thelbësorë të modelit të propozuar kërkimor dhe krijon një mjedis të kontrolluar për testim, analizë dhe validim të rezultateve.

Arkitektura ndjek paradigmen e shtresëzimit modular, e cila siguron ndarje të qartë përgjegjësisë, zgjerueshmëri dhe mundësi integrimi me sisteme ekzistuese bankare. Kjo strukturë përbëhet nga: shtresa e të dhënave, shtresa AI/ML, shtresa BPM/BPM, shtresa e shërbimeve dhe API-ve, shtresa e prezantimit, si dhe dy shtresa transversale si siguria dhe auditimi, dhe menaxhimi i konfigurimeve.

Në shtresën e të dhënave ndodhet modeli relacional i të dhënave, i ndërtuar me SQLModel, i cili pasqyron në mënyrë të qëndrueshme dhe të strukturuar informacionin thelbësor për ciklin jetësor të një kredie. Modeli përfshin tabelat kryesore të prototipit, ku tabela customer ruan identifikimin e klientit, të dhënat demografike, segmentimin dhe të ardhurat;

tabela loan përmban të dhëna mbi principalin, normën e interesit, afatin, statusin si dhe parametrat e riskut si EAD, LGD, PD dhe rating-u; tabela ngjarje regjistron historikun e ngjarjeve të kredisë, përfshirë pagesat, vonesat, ditët e mospagimit (DPD) dhe penalitetet që shërbejnë si sinjale të hershme për modelin prediktiv; ndërsa tabela audit/logs siguron ruajtjen e veprimeve të përdoruesve dhe thirrjeve kritike të API-ve, duke mundësuar gjurmueshmëri dhe transparencë. Kjo shtresë është projektuar për të mbështetur ngarkimin e përditshëm të portofolit të kredive përmes importimit Excel/CSV, trajnimin dhe ekzekutimin e modeleve të inteligjencës artificiale, si dhe monitorimin e vazhdueshëm të riskut në kohë reale. Struktura është e normalizuar dhe zgjeruese, duke lejuar shtimin e moduleve të avancuara në fazat e ardhshme, si menaxhimi i koleksioneve, listat e monitorimit (watchlist), testet e qëndrueshmërisë (stress testing) apo indikatorët e hershëm paralajmërues (EWI), dhe kështu përgatit tokën për transformim gradual drejt një sistemi të plotë të menaxhimit të riskut të kredive.

Shtresa e inteligjencës artificiale përfshin mekanizmat e inteligjencës artificiale që realizojnë llogaritjen e Probabilitetit të Mospagimit (PD) dhe kategorizimin e kredive sipas nivelit të riskut, duke shërbyer si bërthama analitike e prototipit. Në këtë nivel janë testuar disa algoritme prediktive, përfshirë Logistic Regression si model bazë dhe i interpretueshëm, Random Forest dhe XGBoost si modele më të avancuara me performancë të lartë, si edhe struktura të thjeshta neuronale aty ku e lejon natyra e të dhënave. Logjika e IA implementohet në formën e “shërbimeve të modelit” që thirren nga rrjedhat e proceseve BPM për të mbështetur vendimmarrjen operative. Parashikimet e gjeneruara nga modelet kthehen në format të strukturuar që përfshin vlerën e PD-së në intervalin 0–1, një score të normalizuar, klasifikimin e kredisë në kategori risku (Low, Medium, High) dhe indikatorë shpjegues si rëndësia e karakteristikave, të cilat rrisin transparencën e modelit. Shtresa e IA është projektuar të jetë modulare dhe e zgjerueshme, duke mbështetur versionimin e modeleve, aftësinë për ritrainim periodik dhe integrimin e algoritmeve të rinj pa çënuar arkitekturën ekzistuese, gjë që siguron përshtatshmëri të vazhdueshme me ndryshimet në portofolin e kredive dhe në mjedisin financiar.

Shtresa e proceseve BPM/BPM përfaqëson komponentin qendror të integritetit ndërmjet inteligjencës artificiale dhe menaxhimit të proceseve të biznesit, duke operacionalizuar përdorimin e modeleve prediktive brenda rrjedhave të punës së kreditimit. Rrjedhat janë modeluar sipas notacionit BPMN 2.0 dhe përfshijnë procesin e origjinimit të kredisë, ku strukturohen hapat nga aplikimi fillestar dhe verifikimet përkatëse deri te llogaritja e score-it përmes IA dhe marrja e vendimit me logjikë të përcaktuar të aprovimit ose eskalimit. Në mënyrë të ngjashme, procesi i monitorimit të riskut është konceptuar për të realizuar llogaritje periodike të PD-së, aktivizim të indikatorëve paralajmërues (EWI) dhe kategorizim automatik të kredive sipas rrezikut. Shtresa përfshin gjithashtu procesin e

koleksionit të hershëm, në të cilin detektohen sinjalet e përkeqësimit dhe gjenerohen detyra për oficerët e riskut me qëllim parandalimin e mospagimeve.

Integrimi teknik në këtë shtresë realizohet përmes service tasks që thërrasin API-të e modelit të IA për të marrë vlerësimet e riskut në kohë reale, gateways që orientojnë rrjedhën e procesit duke u bazuar në PD, DPD ose score, dhe manual tasks ku kërkohet ndërhyrja e përdoruesve si analistët dhe oficerët e riskut. Regjistrimi i ngjarjeve përmes ngjarje logs garanton gjurmueshmëri të plotë të vendimeve dhe hapave të ekzekutuar. Kjo arkitekturë e integruar BPM-IA e dallon qasjen e propozuar nga modelet tradicionale të thjeshtuara të scoring-ut, duke mundësuar një sistem dinamik, të automatizuar dhe adaptiv për menaxhimin e riskut të kredive.

Shtresa e shërbimeve dhe API-ve përbën mekanizmin ndërmjetësues që mundëson komunikimin e standardizuar ndërmjet të gjitha komponentëve të arkitekturës. E implementuar mbi mjedisin FastAPI, kjo shtresë ofron një grup shërbimesh të strukturuar që sigurojnë akses të kontrolluar dhe efikas në të dhënat dhe funksionalitetet e prototipit. Brenda saj realizohen operacionet kryesore CRUD për entitetet customer, loan dhe ngjarje, duke mundësuar menaxhimin e ciklit të plotë të jetës së të dhënave të kredisë. Gjithashtu, kjo shtresë ekspozon endpoint-et analitike të inteligjencës artificiale, përfshirë thirrjet për parashikimin e PD-së, gjenerimin e score-it dhe aksesin në parametrat e modelit, të cilat përdoren nga proceset BPM dhe nga komponentët e monitorimit. Në të njëjtën shtresë janë të integruara edhe shërbimet e importimit të portofolit në format Excel/CSV, si dhe endpoint-e të dedikuara për monitorimin e riskut, përfshirë shpërndarjet e nivelit të rrezikut, PD-në agregate të portofolit dhe identifikimin e kredive të ekspozuara ndaj rrezikut të lartë.

Falë dizajnit të saj modular, kjo shtresë funksionon si “kurri” i prototipit dhe mundëson zgjerueshmëri të natyrshme drejt integriteteve të jashtme. Arkitektura e ndërtuar mbështet lidhjen me sisteme bankare ekzistuese si CBS dhe LOS, integrimin me panele analitike të Business Intelligence, shtimin e moduleve të koleksionit apo të rikuperimit të borxheve, si dhe zgjerimin me modele të tjera të riskut si LGD, EAD apo stress-testing. Në këtë mënyrë, shtresa e shërbimeve krijon bazën për evoluimin gradual të prototipit drejt një platforme të plotë dhe të harmonizuar të menaxhimit të riskut.

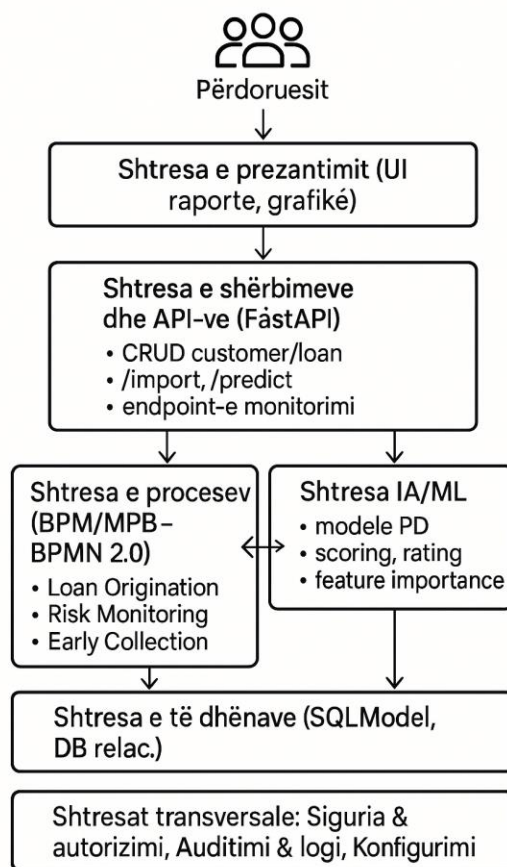
Shtresa e prezantimit përfaqëson njësinë e ndërveprimit me përdoruesin dhe ka për qëllim shfaqjen në mënyrë të qartë, të kuptueshme dhe të strukturuar të rezultateve të analizës së riskut dhe të proceseve të brendshme të sistemit. Edhe pse në fazë prototipike, kjo shtresë siguron funksionalitete thelbësore që i mundësojnë përdoruesvesi analistët e kredive apo oficerët e riskut të vizualizojnë portofolin e kredive, të analizojnë shpërndarjen e PD-së dhe

të rating-ut, si dhe të identifikojnë sinjalet e hershme të përkeqësimit përmes treguesve si DPD apo ndryshimet e statusit të kredisë. Këto pamje shërbejnë si mekanizma mbështetës për vendimmarrjen operative dhe strategjike në kuadër të menaxhimit të riskut.

Shtresat transversale përbëjnë mekanizmat mbështetës që sigurojnë funksionimin e qëndrueshëm, të sigurt dhe të auditueshëm të prototipit, duke e bërë arkitekturën e përgjithshme më të besueshme dhe më të përshtatshme për përdorim në kontekste bankare. Komponenti i sigurisë dhe autorizimit garanton që qasja në funksionalitetet dhe të dhënat e sistemit të kryhet vetëm nga përdorues të autorizuar, duke përdorur role të ndara si analist, oficer risku dhe administrator. Përmes validimeve të të dhënave hyrëse dhe kufizimeve të vendosura në endpoint-et kritike, kjo shtresë minimizon rreziqet teknike dhe siguron mbrojtje kundër përdorimit të gabuar apo ndërhyrjeve të paautorizuara.

Shtresa e auditimit siguron gjurmueshmëri të plotë të operacioneve të sistemit, duke regjistruar automatikisht thirrjet e API-ve, veprimet e përdoruesve dhe vendimet e gjeneruara nga modelet e inteligjencës artificiale. Ky logim është veçanërisht i rëndësishëm për funksione kritike, si importimi i portofolit, vendimmarrjet lidhur me aprovimet ose refuzimet dhe modifikimet në parametrat e riskut, duke mundësuar transparencë dhe përputhshmëri me kërkesat rregullatore.

Ndërkohë, shtresa e konfigurimit siguron fleksibilitet dhe adaptueshmëri të sistemit përmes menaxhimit të parametrave dinamikë. Ajo përfshin përcaktimin dhe ndryshimin e pragjeve të PD-së, rregullave të biznesit për kategorizimin e riskut, si dhe parametrave që lidhen me ritrainimin periodik të modeleve të IA. Ky modularitet lejon sistemin të përshtatet me ndryshimet në portofolin e kredive, me kërkesat e tregut dhe me politikat e brendshme të institucionit financiar, duke mundësuar një platformë elastike dhe të qëndrueshme në kohë.



Figurë 2 Arkitektura e sistemit prototip për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive

Figura paraqet arkitekturën e përgjithshme të prototipit të zhvilluar, e strukturuar në disa shtresa funksionale të integruara. Në krye ndodhet shtresa e prezantimit, e cila mundëson ndërveprimin me përdoruesit përmes vizualizimeve të portofolit dhe raporteve të riskut. Nën të qëndron shtresa e shërbimeve dhe API-ve, e implementuar me FastAPI, e cila vepron si bërthama lidhëse ndërmjet komponentëve të tjerë të sistemit. Në nivelin e nënshtruar, shtresa e proceseve (BPM/BPM) dhe shtresa e inteligjencës artificiale bashkëveprojnë ngushtësisht për të mbështetur vendimmarrjen operative: proceset e modeluara sipas BPMN 2.0 thërrasin modelat prediktive për llogaritjen e PD-së dhe kategorizimin e riskut. Në bazë të arkitekturës qëndron shtresa e të dhënave, e cila administron informacionin e klientëve, kredive, ngjarjeve dhe auditimit. Të gjitha shtresat mbështeten nga mekanizmat transversale të sigurisë, auditimit dhe konfigurimit, të cilat sigurojnë integritet, gjurmueshmëri dhe adaptueshmëri të vazhdueshme të sistemit.

Arkitektura e përshkruar materializon në praktikë modelin e propozuar të integritetit ndërmjet inteligjencës artificiale dhe menaxhimit të proceseve të biznesit, duke demonstruar ndarjen e qartë të funksioneve nëpër shtresa të specializuara, integrimin harmonik të vendimmarrjes së automatizuar brenda rrjedhave operative dhe përdorimin sistematik të IA në të gjithë ciklin jetësor të një kredie. Struktura e saj modulare dhe e shtresëzuar garanton shkallëzueshmëri dhe fleksibilitet, duke e bërë konceptin të përshtatshëm për adoptim në mjediset bankare reale, ku kërkohen standarde të larta sigurie, besueshmërie dhe auditimi. Në cilësinë e një prototipi kërkimor, sistemi përmbush të gjitha funksionet e nevojshme për testimin empirik të hipotezës së studimit, duke ofruar një mjedis të kontrolluar për eksperimentim, validim dhe analizë. Njëherazi, arkitektura e tij e hapur dhe e zgjerueshme krijon bazën për zhvillime të ardhshme dhe për pilotim potencial në një institucion financiar, duke i hapur rrugën transformimit të prototipit në një platformë të plotë të menaxhimit të riskut të kredive.

4.2.2 Diagramat UML

Për të përfaqësuar logjikën e funksionimit të modelit BPM–IA për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive, janë përdorur dy forma të standardizuara të modelimit: UML (Unified Modeling Language) për përshkrimin strukturor dhe BPMN (Business Process Model and Notation) për përshkrimin procesual të rrjedhës së punës. Këto dy metoda plotësojnë njëra-tjetrën duke ofruar një pamje të plotë të ndërveprimeve ndërmjet aktorëve, moduleve dhe proceseve që përbëjnë sistemin.

Në aspektin konceptual, diagramat UML përdoren për të shfaqur marrëdhëniet midis entiteteve të sistemit si “Klient”, “Aplikim”, “Kredi”, “Model IA” dhe “Proces BPM”. Përmes Use Case Diagram, identifikohen aktorët kryesorë dhe funksionet që ata kryejnë në sistem. Aktori “Menaxher i Riskut” ndërvepron me proceset e analizës dhe monitorimit, ndërsa “Oficeri i Kredive” dhe “Sistemi BPM” kryejnë operacione të automatizuara për verifikim, miratim dhe ndjekje të kredive. Në këtë kuadër, përfshihen raste përdorimi si “Krijohet aplikim kredie”, “Parashikohet probabiliteti i mospagimit (PD)”, “Gjenerohet paralajmërim i hershëm” dhe “Raportohet performanca e portofolit”.

Struktura e UML përfshin gjithashtu një Class Diagram, ku pasqyrohen entitetet kryesore të sistemit dhe marrëdhëniet ndërmjet tyre. Entiteti “Klient” lidhet me “Kredi” në raport 1–N, ndërsa çdo “Kredi” mund të ketë një ose më shumë “Ngjarje” (pagesa, vonesa, paralajmërimet). Entiteti “Model IA” lidhet me “Rezultate_IA”, ku ruhen vlerat e PD, LGD dhe EAD për çdo instancë kredie. Kjo skemë ndihmon në kuptimin e strukturës së të dhënave dhe të ndërveprimeve që ndodhin ndërmjet moduleve të sistemit.

Në aspektin procesual, diagramat BPMN përdoren për të përshkruar mënyrën se si rrjedh informacioni dhe si ndërveprojnë komponentët e sistemit gjatë menaxhimit të një kredie. Rrjedha kryesore e procesit fillon me marrjen e aplikimit për kredi, i cili regjistrohet në sistem dhe kalon në fazën e vlerësimit fillestar. Në këtë fazë, sistemi BPM dërgon automatikisht të dhënat përkatëse në modulën e IA për parashikimin e probabilitetit të mospagimit (PD). Në bazë të rezultatit të modelit, vendimmarrja ndjek tre rrugë të mundshme:

- Nëse PD është i ulët, sistemi e miraton automatikisht kredinë.
- Nëse PD është mesatar, rasti i dërgohet për rishikim manual nga menaxheri i riskut.
- Nëse PD është i lartë, sistemi aktivizon procedurën e refuzimit dhe regjistron sinjalin në regjistrin e paralajmërimeve të hershme (Early Warning System).

Pasi vendimi përfundimtar të jetë marrë, procesi BPM vazhdon me ekzekutimin e kredisë dhe monitorimin e vazhdueshëm të pagesave. Gjatë periudhës së monitorimit, sistemi analizën periodikisht të dhënat aktuale për të identifikuar çdo devijim nga sjellja normale e klientit. Nëse detektohen sinjale të riskut, BPM aktivizon një cikël të ri kontrolli, ku të dhënat e reja dërgohen përsëri në modelin IA për rivlerësim, duke krijuar kështu një qark të mbyllur të mësimit dhe përmirësimit të vazhdueshëm.

Në diagramën BPMN, këto faza përfaqësohen përmes elementeve standarde: “Start Ngjarje”, që nisët nga aplikimi i klientit; “Task”, që përfaqëson analizën e modelit IA; “Gateway”, që ndan rrjedhën sipas rezultateve të riskut; dhe “End Ngjarje”, që përfaqëson vendimin përfundimtar të kredisë. Proceset paralele, si verifikimi i dokumenteve apo përditësimi i raportit të riskut, modelohen përmes swimlanes, duke dalluar rolin e çdo aktori (BPM Engine, Model IA, Menaxher Risku, Klient).

Në aspektin vizual, modeli BPMN paraqet një sistem inteligjent, ku veprimet automatike dhe vendimet njerëzore ndërthuren në mënyrë të koordinuar. BPMN shërben jo vetëm për të dokumentuar proceset ekzistuese, por edhe për t’i optimizuar ato në kohë reale në bazë të performancës së mësuar nga algoritmet e IA. Kjo qasje i mundëson sistemit të jetë adaptues ndaj ndryshimeve të tregut dhe sjelljes së klientëve, duke ulur ndjeshëm kohën e reagimit dhe probabilitetin e humbjeve nga kreditë e papaguara.

Në përfundim, përdorimi i kombinimit UML–BPMN në këtë studim siguron një kuadër të plotë vizual dhe analitik për të kuptuar mënyrën sesi modelet IA ndërveprojnë me proceset e biznesit. UML mundëson kuptimin strukturor të entiteteve dhe lidhjeve të tyre, ndërsa BPMN jep pasqyrën dinamike të rrjedhës së punës dhe të mënyrës se si ky sistem reagon ndaj riskut në mënyrë automatike dhe të matshme. Ky kombinim i metodologjive vizuale

është thelbësor për implementimin e suksesshëm të një sistemi të integruar inteligjent në menaxhimin modern të riskut bankar.

4.2.2.1 Aktorët

Sistemi funksionon mbi një arkitekturë organizative të bazuar në role të qarta dhe të ndërveprueshme, të cilat mund të grupohen në tre kategori kryesore: aktorë operacionalë, analitikë dhe të kontrollit. Këta aktorë përbëjnë mekanizmin funksional që mundëson vlerësimin, monitorimin dhe administrimin e rrezikut në mënyrë të integruar dhe të gjurmueshme përgjatë gjithë ciklit të jetës së kredisë. Tabela 6 paraqet një tipologji funksionale të aktorëve, e cila ndihmon në kuptimin e rolit që secila kategori ka në ciklin e menaxhimit të riskut dhe funksionimit të sistemit.

Tabelë 6 Tipologjia e aktorëve në sistem

Pozicioni i punës	Tipologjia
Risk Officer, Credit Analyst, Collection Agent, Branch Manager	Aktorë operacionalë që konsumojnë scoring/unazën e koleksioneve dhe ndërmarrin vendime.
Model Risk Manager, Compliance Officer, Internal Audit	Aktorë të kontrollit, validimit dhe pajtueshmërisë.
IT Ops/MLOps, BPM Owner	Aktorë të operimit, orkestrimit të proceseve dhe sigurimit të informacionit.

Në nivel operacional, Risk Officer përfaqëson figurën kyçe përgjegjëse për mbikëqyrjen e performancës së portofolit të kredisë, analizën e trendeve të rrezikut dhe identifikimin e devijimeve nga kufijtë e përcaktuar institucionalë. Ai vepron si lidhje ndërmjet strukturave të analizës dhe atyre të menaxhimit strategjik, duke propozuar masa parandaluese dhe korrigjuese. Credit Analyst, nga ana tjetër, përdor modele të avancuara të inteligjencës artificiale për të vlerësuar aplikimet e reja për kredi, duke sintetizuar informacionin nga burime të ndryshme (CBS, CRM, bureau kredie) dhe duke gjeneruar rekomandime të bazuara në evidenca empirike. Collection Agent ka një rol operacional në menaxhimin e detyrimeve të prapambetura, përmes aktivizimit të mekanizmave të alarmit të hershëm, komunikimit me klientët dhe koordinimit me degët për masat e rikuperimit. Ndërkohë, Branch Manager garanton përputhjen e vendimmarrjes me politikat e brendshme, duke ushtruar funksione aprovimi, delegimi dhe verifikimi në përputhje me strukturën hierarkike të institucionit.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

Në dimensionin analitik, Model Risk Manager siguron integritetin dhe qëndrueshmërinë e modeleve të inteligjencës artificiale, përmes proceseve të validimit, aprovimit dhe monitorimit të performancës së tyre gjatë përdorimit

Në aspektin e kontrollit dhe pajtueshmërisë, Compliance Officer dhe Internal Audit sigurojnë që të gjitha proceset të respektojnë standardet rregullatore, politikat institucionale dhe kërkesat ligjore kombëtare e ndërkombëtare. Ata garantojnë transparencën, auditueshmërinë dhe gjurmueshmërinë e çdo ndërhyrjeje në sistem. Në të njëjtin plan, IT Operations, MLOps dhe BPM Owner mbështesin funksionimin teknik, mirëmbajtjen dhe orkestrimin e komponentëve të sistemit, duke siguruar disponueshmëri të lartë dhe performancë optimale.

Në tërësi, bashkëveprimi ndërmjet këtyre roleve krijon një ekosistem funksional që ndërthur inteligjencën artificiale me menaxhimin e proceseve të biznesit (BPM), duke siguruar që çdo vendimmarrje të mbështetet mbi të dhëna të besueshme, analiza të verifikueshme dhe një kuadër të qartë

4.2.2.2 Use Case Menaxhimi i të dhënave dhe regjistrimeve

Menaxhimi i të dhënave përbën bazën themelore të funksionimit të sistemit të integruar të inteligjencës artificiale dhe menaxhimit të proceseve të biznesit (IA–BPM). Kjo shtresë fokusohet në krijimin, përditësimin dhe ruajtjen e informacionit bazë që lidhet me klientët, kreditë dhe ngjarjet financiare që ndodhin gjatë ciklit të jetës së një kredie.

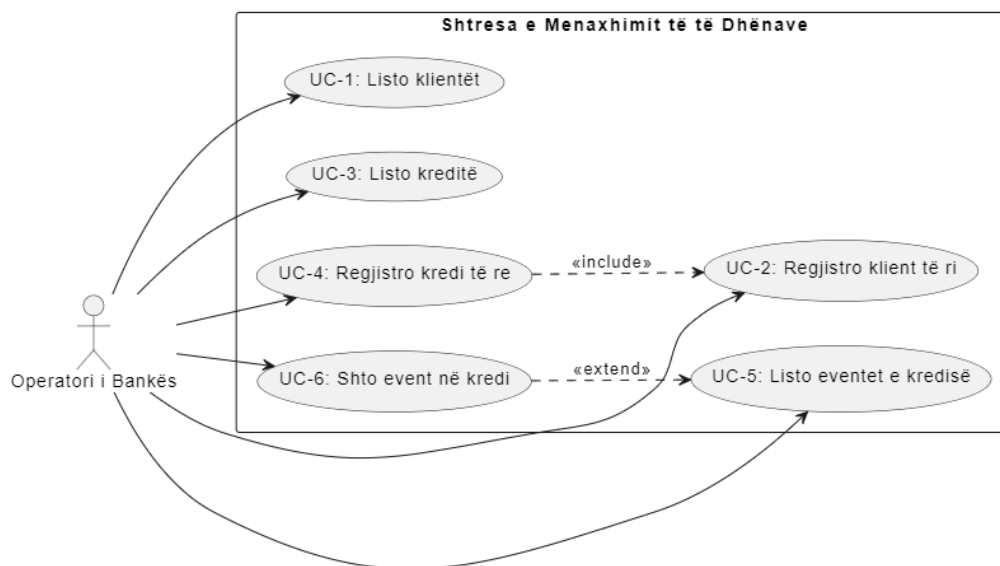
Sistemi siguron që çdo veprim i mëvonshëm si parashikimi i rrezikut, vendimmarrja automatike apo proceset e monitorimit të mbështeten mbi të dhëna të sakta, të unifikuara dhe të gjurmueshme. Kjo qasje është thelbësore për të garantuar transparencë, besueshmëri dhe koherencë në nivel organizativ dhe rregullator. Në këtë kontekst, nën-shtresa e menaxhimit të të dhënave përfshin rrethin e parë të rasteve të përdorimit (Use Cases) që ndërveprojnë drejtpërdrejt me bazën e të dhënave

Tabelë 7 Përmbledhje e USE CASE

Use Case	Përshkrimi
UC-1	Listo klientët: ofron mundësinë për të vizualizuar klientët aktivë dhe historikun e tyre në sistem, duke mundësuar filtrime sipas segmentit apo riskut.
UC-2	Regjistro klient të ri: lejon regjistrimin e klientëve me të dhëna identifikuese, financiare dhe demografike, të cilat përbëjnë bazën e analizave të mëvonshme të rrezikut.
UC-3	Listo kreditë: mundëson shfaqjen e portofolit të kredive, me parametra si statusi i shlyerjes, ekspozimi total dhe ditët e vonesës.
UC-4	Regjistro kredi të re: përdoret për të regjistruar kontrata të reja kredie, duke lidhur automatikisht kredinë me klientin përkatës dhe garantuar integritetin referencial.
UC-5	Listo ngjarjeet e kredisë: siguron gjurmueshmëri të çdo ngjarjeje që ndodh në ciklin e kredisë (disbursim, pagesë, vonesë, penalitet), duke ofruar pamje të detajuar për analizë operationale.
UC-6	Shto ngjarje në kredi: mundëson regjistrimin manual ose automatik të ngjarjeve të reja financiare, si pagesa, vonesa apo ristrukturime, të cilat ndikojnë drejtpërdrejt në profilin e riskut të klientit.

Këto gjashtë raste të përdorimit krijojnë bazën e të dhënave transaksionale të sistemit, e cila ushqen më tej shtresat e inteligjencës artificiale, analizës së riskut dhe vendimmarrjes së automatizuar. Nëpërmjet tyre, sistemi mund të garantojë konsistencë logjike ndërmjet moduleve, të përmirësojë cilësinë e informacionit dhe të ulë ndërhyrjet manuale që shpesh shoqërojnë proceset tradicionale të bankikut.

Figura më poshtë paraqet vizualisht ndërveprimin midis aktorëve kryesorë dhe rasteve të përdorimit që përfshihen në këtë shtresë:



Figurë 3 Use Case Menaxhimi i të dhënave dhe regjistrimeve

Në aspektin konceptual, kjo shtresë vepron si nyja qendrore e sinkronizimit midis burimeve të ndryshme të informacionit si sistemi bazë bankar (CBS/LOS), sistemi CRM, apo moduli i koleksioneve duke siguruar që të gjitha të dhënat të jenë të harmonizuara dhe të përditësuara në kohë reale.

Ky mekanizëm e transformon sistemin IA–BPM në një platformë të aftë për vendimmarrje të bazuar në të dhëna, duke e bërë atë të përshtatshëm për analizë strategjike, raportim rregullator dhe menaxhim të qëndrueshëm të riskut të kontrollit të transparencës institucionale.

4.2.2.3 Use Case Pikëzimi i aplikimeve të reja të kredisë

Kjo shtresë përfaqëson bërthamën analitike të sistemit IA-BPM dhe ka në qendër procesin e vlerësimit automatik të aplikimeve të reja për kredi. Qëllimi i saj është të mundësojë një proces të shpejtë, të saktë dhe të drejtë të vendimmarrjes përmes modeleve të inteligjencës artificiale, të cilat analizojnë të dhënat e klientit dhe japin një vlerësim probabilistik të rrezikut të mospagesës (Probability of Default PD), si dhe një rekomandim përfundimtar mbi kredidhënien.

Kjo fazë shërben si një pikë kyçe lidhëse midis operacioneve të front-office (p.sh. oficerët e kredisë në degë apo online) dhe sistemeve të brendshme të riskut dhe raportimit. Ajo

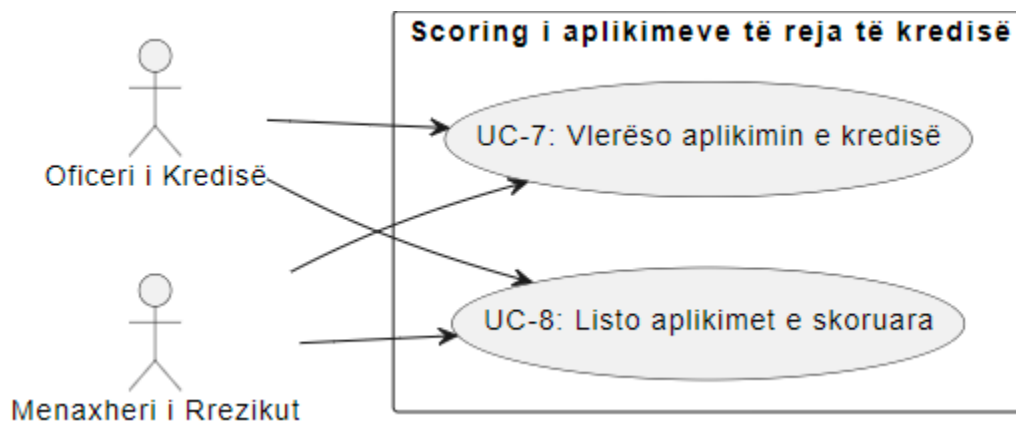
përfshin dy raste kryesore përdorimi, të cilat janë ndërtuar për të mbështetur ciklin e vlerësimit, miratimit dhe monitorimit fillestar të aplikimeve:

UC-7 Vlerëso aplikimin e kredisë: Ky rast përfaqëson procesin e pikëzimit individual të aplikimit. Sistemi analizon të dhënat e paraqitura nga klienti (si të ardhurat, shpenzimet, historiku i kredive, raportet nga buroja e kreditit dhe vlerat e kolateralit) për të llogaritur probabilitetin e rrezikut. Në bazë të këtij rezultati, aplikimi kategorizohet në banda rreziku dhe sistemi jep një rekomandim automatik: miratim i menjëhershëm rishikim manual ose refuzim/ristrukturim. Ky proces jo vetëm që redukton kohën e përpunimit të aplikimeve, por siguron edhe unifikim të standardeve të vlerësimit në të gjithë rrjetin bankar.

UC-8 Listo aplikimet e pikëzuara: Kjo veçori lejon përdoruesit (Oficerë Kredie, Menaxherë Rreziku) të konsultojnë aplikimet e vlerësuara, të shohin rezultatet e skorimit, rekomandimin, datën e analizës dhe versionin e modelit të përdorur, si dhe të gjurmojnë çdo ndryshim të ndodhur në proces. Kështu sigurohet transparencë dhe auditueshmëri, duke bërë të mundur verifikimin e çdo vendimi kredie në një moment të mëvonshëm.

Në tërësi, kjo shtresë kombinon automatikën analitike me kontrollin njerëzor, duke balancuar saktësinë statistikore të modeleve IA me përvojën dhe gjykimin profesional të oficerëve të kredisë. Përmes këtij mekanizmi, banka mund të arrijë një proces kredidhënieje më të shpejtë, të drejtë dhe të qëndrueshëm, ndërsa ruan përputhshmërinë me standardet rregullatore dhe etike të përdorimit të inteligjencës artificiale.

Figura më poshtë paraqet në mënyrë vizuale ndërveprimin ndërmjet aktorëve kryesorë dhe proceseve të pikëzimit të aplikimeve:



Figurë 4 Use Case Pikëzimi i aplikimeve të reja të kredisë

Kjo shtresë është thelbësore për optimizimin e ciklit të aprovimit të kredive, pasi siguron që çdo vendim të mbështetet mbi një analizë të qëndrueshme të rrezikut, duke përdorur modele të validuara, të gjurmuara dhe të përmirësueshme në kohë.

Në këtë mënyrë, sistemi IA-BPM mundëson një ekosistem vendimmarrjeje inteligjente, ku të dhënat e sakta, algoritmet e qëndrueshme dhe transparenca operacionale bashkëveprojnë për të ndërtuar një arkitekturë kredidhënieje të besueshme dhe moderne.

4.2.2.4 Use Case Metrika dhe Dashboard-et e Performancës Operative

Pas shtresave të menaxhimit të të dhënave dhe vlerësimit të aplikimeve, sistemi IA-BPM përfshin një shtresë të tretë thelbësore, e cila fokusohet në monitorimin dinamik të performancës dhe riskut përmes metrikave dhe paneleve vizuale (dashboards). Kjo shtresë shërben si një mjet vendimmarrjeje strategjike, që u mundëson menaxherëve të rrezikut, analistëve të koleksioneve dhe drejtuesve të njësisë të biznesit të kenë një pamje të integruar dhe në kohë reale mbi gjendjen e portofolit të kredive, cilësinë e të dhënave, tendencat e vonesave dhe nivelin e rrezikut në segmente të ndryshme të klientëve. Kjo shtresë synon të sigurojë kontroll të vazhdueshëm mbi indikatorët kyç të performancës (KPI) dhe të mundësojë analizë proaktive të trendeve që ndikojnë në cilësinë e portofolit.

Në këtë kuadër, përfshihen tre raste kryesore të përdorimit:

UC-9 Përmbledhje metrikash operative: Ky rast paraqet një pamje të sintetizuar të treguesve kyç si numri i klientëve, totali i ekspozimeve, kredite aktive, vlerat mesatare të EAD, si dhe shkallët e rikuperimit apo vonesës. Këto metrika janë të lidhura drejtpërdrejt me burimet e të dhënave operative (tabelat customer, loan, ngjarje) dhe përditësohen periodikisht, duke ofruar transparencë të menjëhershme për gjendjen aktuale të sistemit.

UC-10 Shpërndarja e rrezikut (Heatmap PD sipas segmentit): Ky modul gjeneron vizualizime matricore të shpërndarjes së probabilitetit të mospagesës (PD) sipas segmenteve të klientëve (p.sh., Retail, SME, Corporate) dhe niveleve të rrezikut (Low, Medium, High). Heatmap-i shërben si instrument i analizës strategjike, duke ndihmuar në identifikimin e zonave apo produkteve me rrezik të lartë dhe në përcaktimin e masave korrigjuese.

UC-11 Trend i DPD në 30 ditët e fundit: Ky rast ofron monitorim kohor të vonesave në pagesa (Days Past Due), duke analizuar prirjet afatshkurtra të përkeqësimit ose përmirësimit të portofolit. Grafiku i trendit ndihmon në zbulimin e hershëm të sinjaleve të riskut, duke e bërë të mundur ndërhyrjen proaktive përpara se kreditë të kalojnë në kategori problematike.

Roli i aktorëve dhe përfitimet

Aktorët kryesorë të kësaj shtrese janë Menaxheri i Rrezikut, Analisti i Koleksioneve dhe Oficeri i Kredive, të cilët konsumojnë metrikat dhe vizualizimet për të mbështetur vendimmarrjen taktike dhe strategjike.

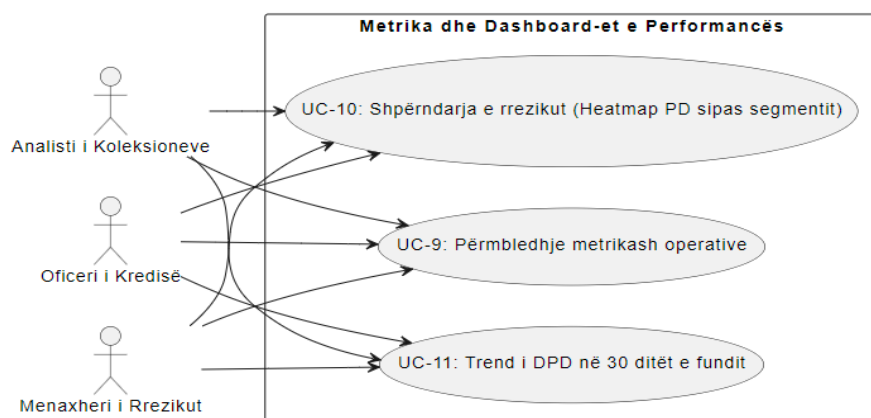
Menaxheri i Rrezikut analizon trendet dhe performancën në nivel portofoli, ndërsa analistët përdorin pultet për të ndjekur efikasitetin operacional dhe respektimin e SLA-ve në proceset e rikuperimit.

Këto instrumente gjithashtu përbëjnë bazën për raportimet periodike ndaj organeve të brendshme të bankës (komitetet e riskut) dhe autoriteteve rregullatore.

Ndikimi në arkitekturën IA-BPM

Integrimi i metrikave dhe dashboard-eve me shtresën e inteligjencës artificiale siguron që vendimmarrjet të jenë të bazuara në evidencë, duke e transformuar sistemin në një mjedis “data-driven”.

Të gjitha metrikat janë të lidhura me audit trail-in dhe versionimin e modeleve, gjë që lejon gjurmueshmëri të plotë dhe riprodhueshmëri të çdo analize. Në këtë mënyrë, pulti nuk është thjesht një mjet vizual, por një mekanizëm i integruar i menaxhimit të performancës dhe riskut, që lidh në mënyrë organike të dhënat, modelet dhe proceset operationale.



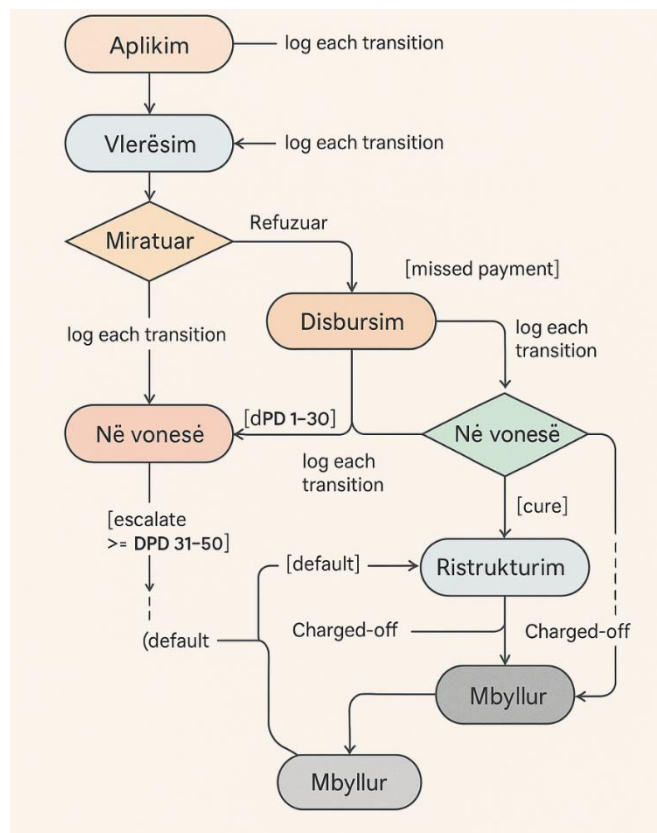
Figurë 5 Use Case Metrika dhe Dashboard-et e Performancës

Në këtë kuptim, metrikat dhe dashboard-et veprojnë si ura që lidh analizën me veprimin, duke e bërë sistemin IA–BPM një mjedis dinamik dhe vetë-përmirësues për menaxhimin e rrezikut të kredive.

4.2.2.5 Diagramat e gjendjeve.

Diagrama e gjendjeve paraqet ciklin e plotë të jetës së një kredie brenda sistemit të integruar IA-BPM, duke ilustruar mënyrën se si një aplikim për kredi kalon nëpër faza të ndryshme funksionale dhe vendimmarrëse. Procesi nis me gjendjen “Aplikim i Ri”, ku të dhënat e klientit mbledhen përmes kanaleve dixhitale ose sistemit të origjinimit të kredisë. Më pas, kredia kalon në gjendjen “Në Vlerësim”, ku modeli i inteligjencës artificiale përpunon informacionet e mbledhura për të llogaritur treguesit kryesorë të riskut si PD, LGD dhe EAD, dhe për të sugjeruar një vendim paraprak për aprovimin ose refuzimin e aplikimit.

Nëse rezultati është pozitiv, kredia kalon në gjendjen “Aprovuar”, duke u përgatitur për disbursim dhe përfshirje në portofolin aktiv të bankës. Në rast refuzimi, mbetet e regjistruar në bazën e të dhënave për analizë të mëvonshme dhe për përmirësim të modeleve të vlerësimit. Pasi disbursohet, kredia hyn në gjendjen “Aktive”, ku fillon monitorimi i vazhdueshëm përmes rrjedhave të automatizuara të menaxhimit të riskut dhe paralajmërimit të hershëm. Sistemi IA ndjek ndryshimet në sjelljen e klientit, vonesat e pagesave dhe sinjalet që mund të tregojnë përkeqësim të aftësisë paguese.



Figurë 6 Cikli i Jetës së Kredive në sistemin IA-BPM

Kur konstatohet vonesë në pagesa, kredia kalon në gjendjen “Në Vonesë”, ku kategorizohet sipas numrit të ditëve të prapambetura. Në këtë fazë aktivizohen masat korrigjuese, si kontaktimi i klientit, negociimi i planit të pagesës apo sugjerimi i rristrukturimit. Nëse situata nuk përmirësohet, kredia mund të kalojë në gjendjen “Ristrukturim”, ku sistemi simulon skenarë alternativë si shtyrje afati, ulje kësti apo konsolidim borxhi, për të vlerësuar ndikimin në treguesit e riskut dhe për të zgjedhur zgjidhjen më të përshtatshme.

Në rastet kur klienti nuk reagon ose shfaq paaftësi të vazhdueshme pagese, kredia kalon në gjendjen “Në Koleksion”, ku përfshihet në procesin e rikuperimit përmes strategjive të personalizuara të kontaktit dhe prioritizimit, të drejtuara nga modelet IA. Cikli përmbyllet me gjendjen “Mbyllur”, që ndodh kur kredia është shlyer plotësisht ose është fshirë nga bilanci pas përfundimit të procesit të koleksioneve. Kjo gjendje finale shënon përfundimin e ciklit jetësor të kredisë, duke u pasqyruar në raportet operacionale, statistikave të portofolit dhe treguesit të performancës së riskut.

Në tërësi, diagrami i gjendjeve demonstroi lidhjen organike ndërmjet teknologjisë së inteligjencës artificiale, proceseve të menaxhimit të biznesit dhe mekanizmave të kontrollit të riskut. Ai përfaqëson një model të qëndrueshëm operacional, ku çdo tranzicion nga një

fazë në tjetrën ndodh mbi bazën e ngjarjeve të dokumentuara, analizave të automatizuara dhe miratimeve institucionale, duke siguruar gjurmueshmëri, transparencë dhe auditueshmëri të plotë të çdo vendimi kredie.

4.3 Integrimi i Inteligjencës Artificiale në proceset BPM

Integrimi i inteligjencës artificiale në proceset e modeluara me BPMN përbën komponentin më inovativ të arkitekturës së propozuar, pasi mundëson kalimin nga një qasje lineare dhe e orientuar nga rregullat manuale, drejt një mekanizmi dinamik dhe të automatizuar të vendimmarrjes. Ky integrim realizohet përmes ndërthurjes së shërbimeve të IA-së me komponentët funksionalë të procesit, duke i mundësuar sistemit që të reagojë në kohë reale ndaj ndryshimeve në sjelljen e klientit, performancën e kredisë dhe indikatorëve të riskut.

4.3.1 Mekanizmi i integritit IA-BPMN

Mekanizmi i integritit të inteligjencës artificiale brenda proceseve të modeluara sipas BPMN synon të krijojë një ndërveprim të pandërprerë midis logjikës algoritmike dhe rrjedhave operative të sistemit. Në nivel teknik, ky integrim realizohet përmes përdorimit të *service tasks*, të cilat funksionojnë si pika të dedikuara brenda procesit ku thirren shërbimet e inteligjencës artificiale. Sa herë që procesi arrin në një *service task*, BPMN gjeneron automatikisht një thirrje HTTP drejt API-ve të shtresës së shërbimeve (Service Layer), duke aktivizuar modelin prediktiv të trajnuar më parë.

Modeli përpunon të dhënat hyrëse të marra nga sistemi të dhënash demografike të klientit, historiku i pagesave, DPD, parametrat e kredisë, indikatorët paralajmërues dhe faktorë të tjerë operacionalë dhe kthen një rezultat të standardizuar. Ky rezultat përfshin probabilitetin e mospagimit (PD), një score të normalizuar që përfaqëson nivelin relativ të riskut, klasifikimin automatik të ekspozimit (p.sh. Low/Medium/High Risk), si dhe elementë shpjegues si pesha e veçorive kryesore (feature importance). Kthimi i këtij seti të dhënash në formë të strukturuar i mundëson procesit të vazhdojë me vendimmarrje automatike pa ndërprerje dhe pa nevojë për ndërhyrje njerëzore në rastet standarde.

Elementi vendimmarrës i BPMN-së, i përfaqësuar nga *gateway*-t, luan rolin e “pikës së ndarjes” së rrjedhës së procesit në bazë të vlerësimeve të modelit. Vlerat e PD-së dhe shkallët e ndryshimit të DPD-së shfrytëzohen për të përcaktuar rrjedhën përkatëse operative, si p.sh.:

- miratimi automatik për kredi me profil të qëndrueshëm të riskut,
- eskalimi i rastit drejt analistit për vlerësim të thelluar,
- kalimi në monitorim të fortë për rastet me përkeqësim të indikatorëve,
- refuzimi i menjëhershëm nëse rreziku i projektuar është i lartë.

Në këtë mënyrë, vendimmarrja operationale nuk mbetet e fiksuar në rregulla statike, por bëhet e varur nga analiza dinamike e inteligjencës artificiale, e cila përditësohet në kohë reale.

Ky mekanizëm i integruar krijon një cikël bashkëveprimi të qëndrueshëm midis IA-së dhe BPMN-së: modelet sigurojnë inpute të sakta dhe të përditësuara për procesin, ndërsa procesi strukturon mënyrën se si këto rezultate përdoren në vendimmarrjen operative. Si rezultat, inteligjenca artificiale shndërrohet në një komponent thelbësor të operimit të përditshëm dhe jo në një modul të izoluar analitik që funksionon jashtë kontekstit të procesit. Ky bashkim i dy shtresave analitike dhe procesuale mundëson krijimin e një sistemi të qëndrueshëm, proaktiv dhe të aftë të shkallëzohet për mjedise të ndryshme bankare.

4.3.2 Integrimi në procesin e Origjinimit të Kredisë

Integrimi i inteligjencës artificiale në procesin e origjinimit të kredisë përbën një nga aplikimet më të rëndësishme të këtij sistemi, pasi ky proces është vendimtar për cilësinë e portofolit të kredisë dhe për mbrojtjen e institucionit nga rreziku i mospagimit. Në këtë fazë, IA funksionon si një “vendimmarrës mbështetës” (*decision support component*), duke analizuar të dhënat që aplikanti dorëzon dhe duke kontribuar në marrjen e vendimit fillestar. Procesi BPMN fillon me depozitimin e aplikimit nga klienti dhe vijon me hapat e validimit të të dhënave dokumentare dhe të identifikimit. Pasi verifikimet e para përfundojnë, sistemi aktivizon automatikisht një *service task* i cili thërret modelin prediktiv të PD-së për të vlerësuar profilin e riskut të aplikuesit.

Modeli përpunon një sërë parametrash karakteristikat demografike, historikun financiar, raportet e të ardhurave, sjelljen e mëparshme të huamarrjes dhe indikatorë të tjerë operacionalë dhe kthen një rezultat të standardizuar që përfshin probabilitetin e mospagimit, një score të normalizuar të riskut dhe klasifikimin e aplikimit në kategori të riskut (të ulët, të mesëm, të lartë). Ky rezultat shndërrohet menjëherë në input për *exclusive gateway* në BPMN, i cili përcakton rrjedhën përkatëse të procesit në bazë të pragjeve të paracaktuara.

- Klasifikimi i aplikimeve me risk të ulët orienton procesin drejt një aprovimi të shpejtë dhe minimalisht të ndërhyrë nga personeli, duke reduktuar kohën e përgjigjes dhe rritur efikasitetin në trajtimin e aplikimeve standarde.
- Aplikimet me risk të mesëm orientohen drejt analizës manuale, ku analisti i kredive kryen verifikime të detajuara dhe analiza cilësore, veçanërisht kur kërkohet interpretim i të ardhurave jo-lineare, garancive apo situatave të veçanta.
- Aplikimet me risk të lartë kalojnë automatikisht drejt refuzimit të kushtëzuar ose drejt fazës së analizës së thelluar të riskut, duke minimizuar ekspozimin e institucionit dhe duke reduktuar kohën për proceset që në çdo rast nuk përmbushin kriteret e politikës së kredisë.

Ky mekanizëm i integruar siguron një proces të standardizuar, të qëndrueshëm dhe të parashikueshëm të vlerësimit të aplikimeve. Për më tepër, përdorimi i IA-së ul ndjeshëm ndikimin subjektiv të faktorëve njerëzorë, rrit koherencën e vendimeve ndërmjet degëve dhe njëkohësisht përmirëson përvojën e klientit përmes reduktimit të kohës së shqyrtimit. Integrimi i modeleve prediktive brenda BPMN i jep mundësi institucionit të kalojë nga një proces tradicional linear drejt një procesi të zgjuar, të automatizuar dhe proaktiv në menaxhimin e riskut që lind që në fazën e aplikimit.

4.3.3 Integrimi në procesin e Monitorimit të Riskut

Procesi i monitorimit të riskut përfaqëson një fazë kritike në menaxhimin e ciklit të kredisë, pasi ai mundëson identifikimin e hershëm të ekspozimeve që po shfaqin tendenca përkeqësimi. Integrimi i inteligjencës artificiale në këtë proces e transformon qasjen tradicionale të monitorimit cila mbështetet kryesisht te analizat periodike manuale në një mekanizëm sistematik, të vazhdueshëm dhe proaktiv. Modelet prediktive ekzekutohen në intervale të paracaktuara (p.sh. çdo ditë, javë ose muaj), në varësi të politikave të bankës dhe natyrës së portofolit, duke përditësuar vlerat e PD-së për çdo kredi aktive në kohë reale ose gati reale.

Në modelimin BPMN, ky funksion është përfaqësuar përmes *timer ngjarjes*, të cilat shërbejnë si aktivizues automatikë të *service tasks* së IA-së. Çdo aktivizim i tillë shkakton një seri veprimesh të koordinuara:

- Llogaritja e PD-së së re për çdo kredi, duke reflektuar ndryshimet më të fundit në sjelljen e klientit, historikun e pagesave dhe indikatorët financiarë.

- Identifikimi i kredive me rritje të ndjeshme të probabilitetit të mospagimit, duke krahasuar PD-në aktuale me pragjet e përcaktuara sipas politikave të riskut.
- Gjenerimi i sinjaleve të hershme paralajmëruese, të cilat mund të përfshijnë rritjen e DPD-së, devijimet nga modeli historik i pagesave, rënie të të ardhurave ose çdo sjellje tjetër që rrit rrezikun e mospagimit.

Këto sinjale përpunohen më tej në një *subprocess* të dedikuar, i cili është projektuar për të trajtuar rastet e ekspozimeve me risk në rritje. Në varësi të klasifikimit të riskut, subprocess-i mund të krijojë automatikisht detyra për oficerët e riskut, të nisë ciklin e komunikimit me klientin, të kërkojë dokumentacion të shtuar ose të orientojë kredinë drejt fazës së koleksionit të hershëm. Kjo ndërhyrje e strukturuar në kohë i jep procesit dimensionin proaktiv, duke i lejuar institucionit të ndërhyjë përpara se ekspozimi të degjenerojë në kredi me probleme (NPL).

Falë përdorimit të IA-së, monitorimi i riskut nuk mbetet një veprim i periodizuar në mënyrë rigide, por shndërrohet në një sistem i cili reagon në kohë reale ndaj të dhënave dhe i cili siguron informacione të pasura dhe të sakta për ekspozimet e portofolit. Në këtë mënyrë, procesi i monitorimit shkon përtej konstatimit të vonuar të problemeve dhe i mundëson bankës të ndërtojë strategji parandaluese të lidhura ngushtë me profilin dinamik të rrezikut të kredive

4.3.4 Integrimi në procesin e Koleksionit të Hershëm

Procesi i koleksionit të hershëm përbën një mekanizëm kritik në menaxhimin e ciklit të kredisë, pasi synon të parandalojë përshkallëzimin e rasteve potencialisht problematike në kredi me probleme (NPL). Integrimi i inteligjencës artificiale në këtë fazë i jep institucionit financiar aftësinë të identifikojë me saktësi të lartë sjelljet e klientëve që sinjalizojnë rrezik të afërt, duke e kthyer procesin e koleksionit nga një qasje reaguese në një mekanizëm proaktiv dhe të orientuar drejt parandalimit.

Në këtë proces, modelet prediktive përdoren për të monitoruar në mënyrë të vazhdueshme ekspozimet dhe për të detektuar rritjet anormale të probabilitetit të mospagimit (PD), ndryshimet në DPD, uljen e ritmit të pagesave apo devijimet nga sjellja historike e klientit. Sa herë që modeli identifikon sinjale të sjelljes së rrezikshmeqoftë një rritje e beftë e PD-së, një kombinim indikatorësh që paraprin vonesat, apo një mosrespektim të hershëm të kushteveprocesi BPMN aktivizon automatikisht një sërë veprimesh të përkufizuara.

Këto veprime shfaqen brenda modelit BPMN përmes *ngjarje-based gateways*, të cilat reagojnë në mënyrë të menjëhershme ndaj rezultateve të modelit:

- Krijimi automatik i një detyre për oficerin e riskut, duke e njoftuar për rrezikun e identifikuar dhe duke i lejuar të ndërhyjë në kohë për të analizuar rastin;
- Dërgimi i një njoftimi paralajmërues, i cili mund të jetë i brendshëm (për oficerin) ose i jashtëm (për klientin), në varësi të politikave të institucionit;
- Nisja e komunikimit të hershëm me klientin, e cila mund të përfshijë kujtesa për pagesë, oferta ristrukturimi, kërkesë dokumentacioni ose kontakt të drejtpërdrejtë njerëzor.

Këto ndërhyrje të sinkronizuara dhe të automatizuara janë të dizajnuara për të parandaluar përkeqësimin e situatës financiare të klientit dhe për të reduktuar humbjet e mundshme për bankën. Duke u bazuar në analiza prediktive dhe jo vetëm në gjurmimin e DPD-së, procesi i koleksionit të hershëm arrin të sinjalizojë rrezikun përpara se kredia të kalojë në vonesë të formalizuar.

Integrimi i IA në këtë fazë rrit efikasitetin e procesit, përmirëson menaxhimin e portofolit dhe mundëson një qasje më të personalizuar ndaj klientëve. Ai gjithashtu standardizon mënyrën se si identifikohen dhe trajtohen rastet e rrezikuara, duke siguruar që ndërhyrjet të jenë të koordinuara, të verifikueshme dhe në përputhje me politikat e menaxhimit të riskut.

Në këtë mënyrë, inteligjenca artificiale shndërrohet në një komponent thelbësor të mekanizmit të koleksionit të hershëm, duke lejuar një menaxhim proaktiv dhe të qëndrueshëm të kredive me potencial rreziku dhe duke kontribuar në uljen e normës së kredive me probleme në portofol.

4.4 Transparenca dhe gjurmueshmëria e vendimeve të IA

Transparenca dhe gjurmueshmëria e vendimeve të inteligjencës artificiale përbëjnë një kërkesë thelbësore për implementimin e qëndrueshëm të IA-së në proceset BPMN, sidomos në kontekstin bankar ku vendimmarrjet operationale prekin drejtpërdrejt ekspozimin financiar të institucionit dhe detyrimet rregullatore. Çdo vendim i marrë nga sistemi, i mbështetur në rezultatet e modelit prediktiv, duhet të jetë i dokumentuar, i verifikueshëm dhe i rikthyeshëm në mënyrë që të sigurohet integriteti i procesit dhe përputhshmëria me standardet e brendshme dhe ato të industrisë.

Në këtë kuadër, çdo thirrje ndaj modelit të IA-së regjistrohet automatikisht në log-et e sistemit, së bashku me parametrat përkatës të vendimmarrjes. Këto përfshijnë vlerën e PD-së së aplikuar në momentin e ekzekutimit, shpërndarjen e karakteristikave (feature importance) që shpjegon faktorët kryesorë që ndikuan modelin, klasën e riskut të caktuar për kredinë, si dhe rrjedhën specifike të ndjekur nga procesi BPMN pas marrjes së rezultatit. Dokumentimi i këtyre elementeve krijon një gjurmë të plotë vendimmarrjeje, duke mundësuar analizën retrospektive të çdo rasti dhe identifikimin e çdo devijimi nga politikat standarde të riskut.

Kjo qasje sjell disa përfitime kritike. Së pari, siguron auditim të plotë, duke i lejuar stafin e brendshëm dhe organet rregullatore të shqyrtojnë vendimet e automatizuara dhe të kuptojnë logjikën që qëndron në një rezultat të caktuar. Së dyti, nxist identifikimin e gabimeve ose anomalive të mundshme, qofshin ato të lidhura me modelin, me të dhënat ose me integrimin procesual. Së treti, garanton transparencë në vendimmarrjen e automatizuar, duke rritur besimin institucional dhe duke siguruar që proceset e IA të mos funksionojnë si “kuti të zeza”. Së fundi, dokumentimi i strukturuar dhe i standardizuar mundëson përputhshmëri të plotë me kërkesat rregullatore, përfshirë standardet e Basel II/III dhe udhëzimet e autoriteteve bankare kombëtare.

Në këtë mënyrë, transparenca dhe gjurmueshmëria nuk përfaqësojnë thjesht komponentë teknikë të sistemit, por elementë strategjikë që sigurojnë përdorimin e përgjegjshëm, të qëndrueshëm dhe të verifikueshëm të IA-së brenda proceseve BPMN.

4.5 Dimensioni ekonomik i modelit të integruar IA-BPM

Nga këndvështrimi ekonomik, automatizimi i proceseve të kreditimit dhe monitorimit të riskut krijon vlerë në disa nivele. Së pari, reduktimi i kostove operative është një përfitim i drejtpërdrejtë, pasi automatizimi ul nevojën për përpunim manual të aplikimeve, verifikime të përsëritura dhe ndërhyrje reaktive. Kjo rrit produktivitetin e burimeve njerëzore dhe ul koston mesatare për një vendim kreditimi.

Së dyti, modeli ndikon në reduktimin e riskut real ekonomik, jo vetëm të riskut të matur teknikisht. Përmes identifikimit të hershëm të sinjaleve paralajmëruese dhe ndërhyrjeve të strukturuar në kohë, banka redukton probabilitetin e mospagimit dhe humbjet e pritshme nga kreditë jo-performuese. Në këtë kuptim, vlera ekonomike e modelit shfaqet përmes përmirësimit të cilësisë së portofolit dhe stabilizimit të flukseve të të ardhurave, duke ndikuar pozitivisht në raportin risk–return.

Së treti, automatizimi përmirëson koherencën dhe disiplinën vendimmarrëse, duke reduktuar variacionin e pajustificuar në vendime dhe duke kufizuar ndikimin e faktorëve subjektivë ose emocionalë. Kjo sjellje më konsistente e bankës ndaj riskut ka implikime të drejtpërdrejta ekonomike, pasi rrit parashikueshmërinë e performancës financiare.

Në modelin e propozuar, Inteligjenca Artificiale nuk konceptohet si zëvendësuese e vendimmarrësit njerëzor, por si mbështetëse e tij. Vendimet kritike për kreditimin, ristrukturimin apo ndërhyrjen në portofol mbeten përgjegjësi e aktorëve njerëzorë, ndërsa IA shërben për të ofruar informacion të strukturuar, analiza parashikuese dhe skenarë alternativë. Ky dizajnim është ekonomikisht i justifikuar për dy arsye kryesore. Së pari, ruan përgjegjësinë institucionale dhe rregullatore, duke shmangur rrezikun e vendimmarrjes automatike të pakontrolluar. Së dyti, kombinimi i analizës algoritmike me gjykimin profesional lejon bankën të integrojë faktorë cilësorë dhe kontekstualë që nuk kapen plotësisht nga modelet statistikore, veçanërisht në situata krize ose ndryshimesh të shpejta ekonomike. Në këtë kuptim, modeli promovon një formë vendimmarrjeje të zgjeruar (augmented decision-making), ku IA rrit kapacitetin analitik të njeriut, por nuk e përjashton atë nga procesi ekonomik i zgjedhjes.

Një pyetje qendrore ekonomike që lind nga implementimi i modelit është: a e bën modeli bankën më të kujdesshme apo thjesht më të shpejtë? Analiza e modelit sugjeron se ndikimi nuk kufizohet vetëm në rritjen e shpejtësisë së reagimit, por shtrihet edhe në transformimin e sjelljes së bankës ndaj riskut.

Përmes monitorimit të vazhdueshëm dhe ndërhyrjeve të hershme, banka kalon nga një qasje reaktive në një qasje proaktive ndaj riskut kreditor. Kjo ndryshon mënyrën se si banka percepton dhe menaxhon rrezikun: nga fokusimi në humbjet e realizuara drejt menaxhimit të humbjeve të pritshme. Si rezultat, banka bëhet më e kujdesshme në alokimin e kapitalit, jo përmes shtrëngimit të përgjithshëm të kreditimit, por përmes diferencimit më të saktë të klientëve dhe çmimeve të riskut.

Në të njëjtën kohë, shpejtësia e vendimmarrjes nuk përkthehet në rritje të risk-taking, por në përmirësim të kohës së reagimit ndaj sinjaleve të rrezikut. Kjo do të thotë se modeli nuk nxit sjellje më agresive kreditimi, por përkundrazi krijon kushte për një menaxhim më racional dhe ekonomikisht të qëndrueshëm të portofolit.

Në përfundim, modeli i integruar IA–BPM nuk e bën bankën thjesht më efikase teknikisht, por ndryshon cilësisht sjelljen e saj ndaj riskut, duke e orientuar drejt një vendimmarrjeje më të informuar, më të disiplinuar dhe më të qëndrueshme ekonomikisht.

KAPITULLI 5: REZULTATET DHE VLERËSIMI I MODELIT TË INTEGRUAR

Ky kapitull paraqet rezultatet empirike të studimit dhe vlerësimin e modelit të integruar të inteligjencës artificiale dhe menaxhimit të proceseve të biznesit (IA–BPMN) për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në institucionet financiare. Qëllimi kryesor i kapitullit është të demonstrojë në mënyrë të matshme se si qasja e propozuar ndikon në performancën e modeleve prediktive, në efikasitetin e proceseve operacionale dhe në aftësinë e sistemit për të identifikuar ekspozimet e rrezikuara në faza të hershme. Në këtë mënyrë, kapitulli ofron provat empirike të nevojshme për të mbështetur hipotezën kërkimore dhe për të vlerësuar vlerën praktike të modelit.

Prototipi i zhvilluar shërben si mjedis eksperimental ku testohen modelet e inteligjencës artificiale dhe mënyra se si ato integrohen në rrjedhat BPMN. Ai mundëson matjen e performancës së modeleve PD, vlerësimin e vendimmarrjes së automatizuar dhe analizimin e ndryshimeve procesuale të shkaktuara nga integrimi i IA në rrjedhat operative. Ky mjedis i kontrolluar eksperimental është i përshtatshëm për të vlerësuar fizibilitetin dhe efikasitetin e modelit të propozuar në një kontekst të ngjashëm me praktikën bankare.

Kapitulli lidhet drejtpërdrejt me objektivat e përgjithshëm dhe specifike të studimit, duke vlerësuar (i) performancën e modeleve të inteligjencës artificiale për llogaritjen e probabilitetit të mospagimit (PD), (ii) ndikimin e këtyre rezultateve në vendimmarrjen brenda proceseve BPMN, dhe (iii) efektin e përgjithshëm të integritit IA–BPMN në cilësinë e menaxhimit të riskut të kredive. Vlerësimi i modelit zhvillohet në dy nivele: në nivel analitik, duke analizuar saktësinë, stabilitetin dhe interpretueshmërinë e modeleve IA; dhe në nivel procesual, duke matur efikasitetin dhe standardizimin e proceseve të kreditimit pas integritit të IA-së.

Metodologjia e vlerësimit bazohet në një qasje të kombinuar ku rezultatet e modeleve prediktive shqyrtohen përmes metrikave të performancës (AUC, recall, precision, F1-score, calibration), ndërsa ndryshimet në rrjedhat BPMN analizohen përmes treguesve procesualë si koha e përpunimit të aplikimit, niveli i automatizimit të vendimmarrjes, identifikimi i hershëm i rasteve të rrezikuara dhe reduktimi i ngarkesës manuale. Kjo qasje e dyfishtë mundëson një vlerësim gjithëpërfshirës të efektivitetit të modelit të propozuar, duke integruar perspektivën teknike, operacionale dhe funksionale të menaxhimit të riskut.

5.1 Performanca e modeleve prediktive

Vlerësimi i performancës së modeleve prediktive për llogaritjen e Probabilitetit të Mospagimit (PD) përbën një komponent qendror të analizës empirike të këtij studimi. Për këtë qëllim, janë testuar disa algoritme të ndryshme të inteligjencës artificiale, të cilat përfaqësojnë si modele të thjeshta dhe të interpretueshme, ashtu edhe modele të avancuara që shfrytëzojnë struktura më komplekse për të kapur marrëdhëniet jolineare midis variablave të të dhënave. Modelet e përfshira në vlerësim janë: Logistic Regression, Random Forest, XGBoost, si dhe modele të thjeshta neuronale (ANN), kur e lejon struktura e dataset-it.

Për vlerësimin e këtyre modeleve janë përdorur metrika standarde në literaturën e riskut të kredive dhe të mësimin të makinerive. Metrika kryesore është AUC (Area Under the ROC Curve), e cila tregon aftësinë e modelit për të dalluar kreditë e mira nga ato që rrezikojnë të kalojnë në mospagim. Metrikat Precision dhe Recall vlerësojnë respektivisht saktësinë e klasifikimeve pozitive dhe aftësinë e modelit për të kapur rastet e rrezikuara. Metrika F1-score ofron një balancë ndërmjet Precision dhe Recall, sidomos në raste kur dataset-i është i paekuilibruar, siç është e zakonshme në portofolin e kredive.

Gjithashtu, është përdorur Brier Score, një metrikë probabilistike që mat saktësinë e parashikimeve të PD-së duke penalizuar devijimet midis probabilitetit të parashikuar dhe rezultatit aktual. Një vlerë më e ulët e Brier Score tregon kalibrim më të mirë të modelit. Përveç kësaj, është vlerësuar edhe kalibrimi i modeleve, duke analizuar raportin midis PD-së së parashikuar dhe probabilitetit real të mospagimit në grupe të shtresuara të portofolit (calibration plots).

5.1.1 Zgjedhja e modelit optimal

Procesi i vlerësimit të tri algoritmeve prediktive Logistic Regression, Random Forest dhe XGBoost u krye duke analizuar performancën e tyre sipas metrikave standarde për parashikimin e probabilitetit të mospagimit (PD). Rezultatet treguan performancë të krahasueshme mes modeleve, por me dallime të rëndësishme në aftësinë diskriminuese, kapjen e rasteve me risk dhe kalibrimin probabilistik.

Tabelë 8 Metrikat e modeleve

Model	AUC	Precision	Recall	F1	Brier
Logistic Regression	0.7637	0.6212	0.4556	0.5256	0.1719
Random Forest	0.7792	0.6667	0.3333	0.4444	0.1685
XGBoost	0.7644	0.597	0.4444	0.5096	0.1777

Logistic Regression paraqiti një performancë të balancuar dhe të qëndrueshme, me AUC = 0.7637 dhe F1-score më të lartë ndër modelet (0.5256). Ky model ofroi gjithashtu Recall më të lartë (0.4556), duke e bërë më efektiv në identifikimin e rasteve potencialisht të rrezikuaran një faktor kritik në menaxhimin e riskut të kredive. Brier Score = 0.1719 tregon se modeli prodhon probabilitete të mirëkalibruara. Forca e këtij modeli qëndron në thjeshtësinë, interpretueshmërinë dhe transparencën e tij, veçanërisht të rëndësishme në kontekste bankare. Megjithatë, modeli është më pak fleksibël në kapjen e marrëdhënieve jolineare, gjë që kufizon potencialin e tij në dataset-e më komplekse.

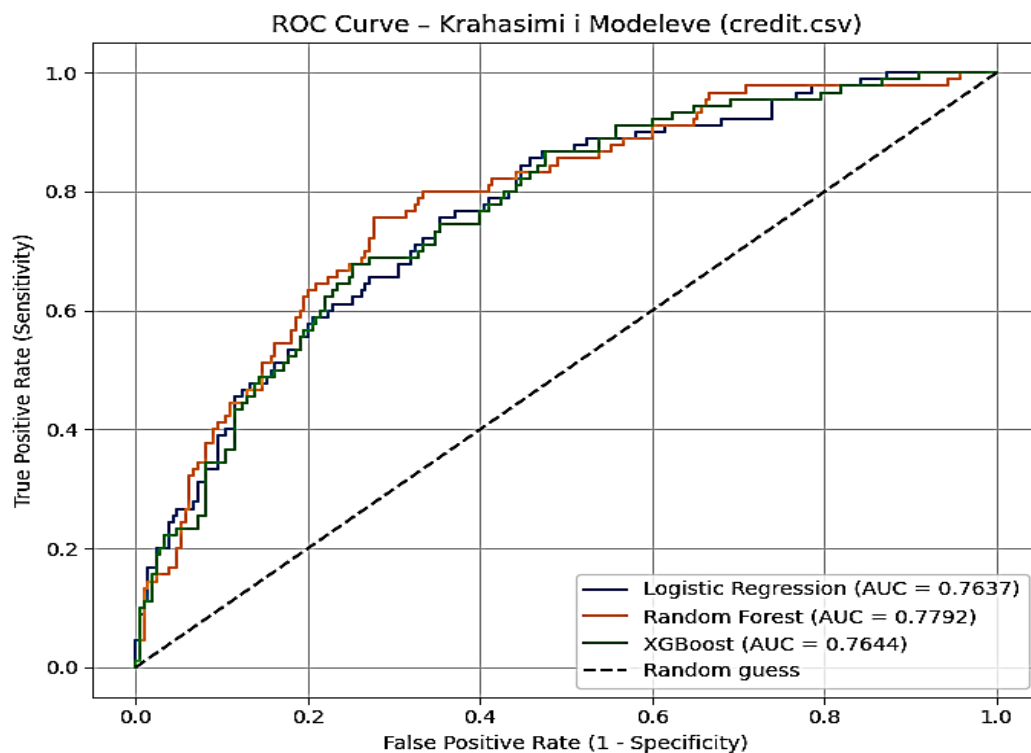
XGBoost ofroi performancë të mirë me AUC = 0.7644 dhe F1 = 0.5096, shumë afër Logistic Regression. Edhe Recall = 0.4444 mbetet i lartë, duke e bërë modelin të aftë të kapë një pjesë të konsiderueshme të rasteve pozitive. Megjithatë, XGBoost rezultoi me Brier Score më të lartë (0.1777), çka sugjeron kalibrim më të dobët probabilistik. Në faza më të avancuara të sistemit ose në dataset-e më të mëdha, XGBoost do të ishte kandidat shumë konkurrues, por në fazën aktuale prototipike, stabiliteti i probabiliteteve është prioritet kryesor.

Random Forest doli modeli me AUC më të lartë (0.7792), duke demonstruar aftësi më të mirë në ndarjen e kredive të mira nga ato me probabilitet më të lartë mospagimi. Precision = 0.6667 tregon se modelit i mungon relativisht pak në saktësinë e klasifikimit pozitiv. Megjithëse Recall = 0.3333 është më i ulët se tek Logistic Regression dhe XGBoost, Random Forest prodhoi Brier Score më të ulët (0.1685), duke reflektuar probabilitete më të sakta dhe më të qëndrueshme. Kjo është veçanërisht e rëndësishme për përdorimin operacional, pasi PD duhet të jetë e kalibruar për vendimmarrje të qëndrueshme në origjinim, monitorim dhe koleksion të hershëm.

Duke peshuar rezultatet empirike dhe kërkesat e sistemit prototip, modeli Random Forest u zgjodh si model optimal për implementim në prototip. Ky model paraqet kombinimin më të mirë të:

- aftësisë diskriminuese (AUC më e lartë),
- probabiliteteve të kalibruara (Brier Score më i ulët),
- stabilitetit të përgjithshëm në dataset,
- robustësisë ndaj variancës së të dhënave,
- lehtësisë së integritimit brenda arkitekturës ekzistuese të kodit.

Gjithashtu, në kod modeli është mbështjellë me CalibratedClassifierCV, gjë që përmirëson edhe më shumë kalibrimin e PD-së dhe e bën Random Forest një zgjedhje funksionale, të qëndrueshme dhe të përshtatshme në një mjedis prototipik ku besueshmëria e probabiliteteve ka peshë të madhe.



Figurë 7 ROC Curve Krahasimi i Modeleve

Figura e paraqitur ilustron krahasimin e tre algoritmeve prediktive për parashikimin e Probabilitetit të Mospagimit (PD) përmes kurbave ROC (Receiver Operating Characteristic). Aksi horizontal përfaqëson shkallën e alarmit të rremë (False Positive Rate), ndërsa aksi vertikal tregon ndjeshmërinë (True Positive Rate). Vija diagonale përfaqëson sjelljen e një modeli rastësor, i cili nuk ka aftësi diskriminuese, ndërsa sa më shumë që kurba e një modeli të largohet nga kjo vijë drejt këndit të sipërm majtas, aq më e mirë është aftësia e tij për të dalluar kreditë e mira nga ato potencialisht joperformuese.

Në figurë vërehet se të tre modelet Logistic Regression, Random Forest dhe XGBoost paraqesin aftësi diskriminuese të krahasueshme, me kurba që ndjekin një trajektore të qartë mbi vijën e rastësisë. Kjo tregon se të gjitha modelet janë funksionale për detyrën e parashikimit të riskut, por me diferenca të vogla në performancë. Modeli Random Forest shfaq kurbën më të lakuar drejt këndit të sipërm majtas dhe regjistron vlerën më të lartë të AUC (0.7792), duke dëshmuar një aftësi më të mirë për të ndarë kreditë me risk të lartë nga ato me risk të ulët. Kjo performancë e lartë diskriminuese e bën Random Forest kandidatin më të fortë për implementim operacional.

Modelet Logistic Regression dhe XGBoost ndjekin një trajektore shumë të afërt, me diferenca minimale midis tyre (AUC = 0.7637 dhe 0.7644 përkatësisht). Logistic Regression paraqet avantazh të lehtë në pjesën e mesme të kurbës ROC, duke reflektuar një ekuilibër të mirë mes ndjeshmërisë dhe saktësisë, ndërsa XGBoost jep rezultate të ngjashme, por me variancë pak më të madhe në segmentet e probabiliteteve të ulëta.

Në përgjithësi, figura konfirmon se Random Forest ka përparësi në aspektin e dallueshmërisë agregate (AUC), ndërsa Logistic Regression dhe XGBoost ofrojnë performancë konkurruese, por jo dominante.

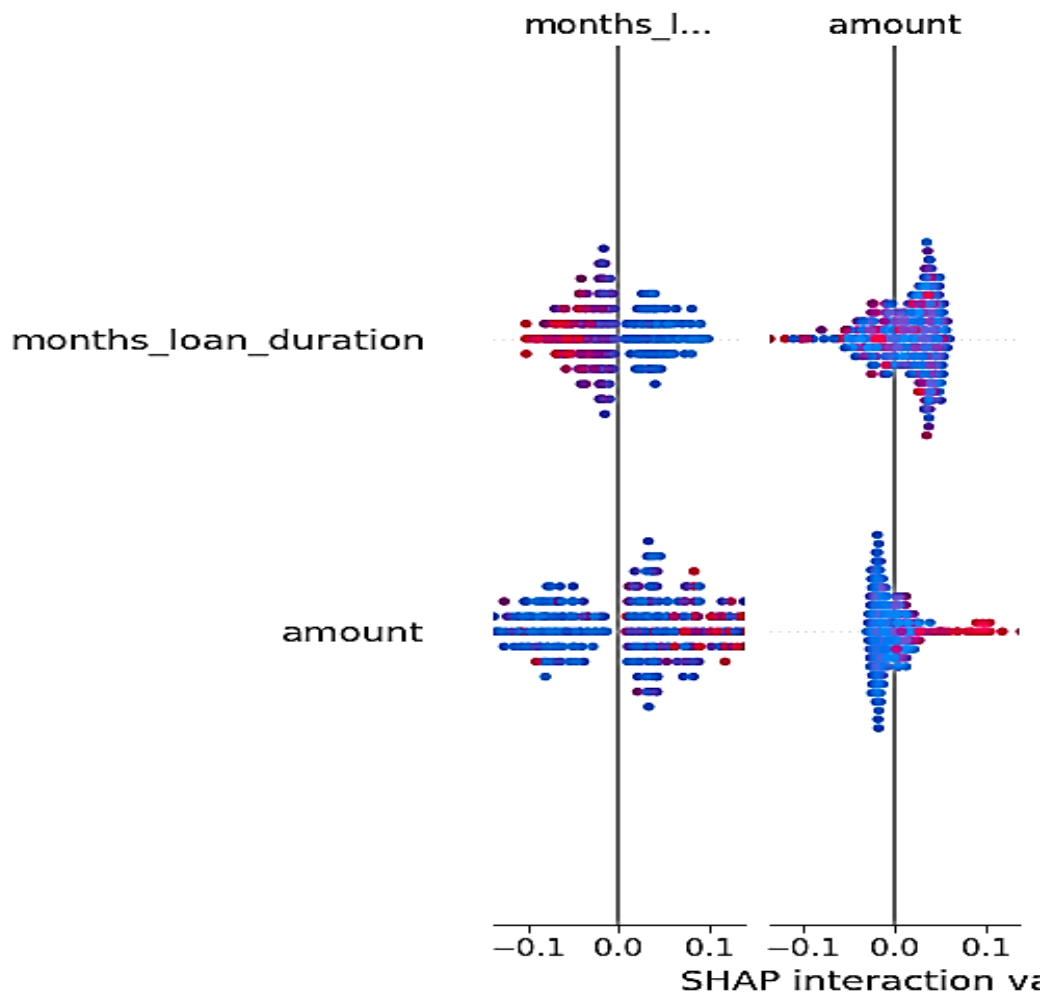
5.1.2 Interpretueshmëria e modelit

Interpretueshmëria e modelit përbën një element thelbësor për përdorimin e inteligjencës artificiale në sistemet bankare, veçanërisht në kontekstin e vlerësimit të riskut të kredive, ku transparenca, gjurmueshmëria dhe justifikimi i vendimeve janë kërkesa rregullatore dhe operacionale. Për këtë arsye, studimi nuk është fokusuar vetëm në performancën numerike të modeleve, por gjithashtu në kuptueshmërinë e faktorëve që ndikojnë në vlerësimin e probabilitetit të mospagimit (PD).

Për interpretimin e modelit u përdor metodologjia SHAP (SHapley Additive exPlanations), e cila mundëson analizë të dyfishtë të vendimeve: në nivel individual për çdo klient dhe në nivel agregat për të gjithë portofolin. Kjo metodë përkthen rezultatet komplekse të modelit

Machine Learning në kontribute të kuptueshme për secilën veçori hyrëse, duke e bërë të interpretueshme edhe një arkitekturë jo-lineare si Random Forest.

Figura nr 8 paraqet ndërveprimin (SHAP interaction plot) midis dy variablave kryesore financiare në vlerësimin e probabilitetit të mospagimit (PD): shuma e kredisë (amount) dhe kohëzgjatja e saj (months_loan_duration). Ky grafik tregon jo vetëm ndikimin individual të secilit faktor, por edhe mënyrën se si këta dy faktorë ndikojnë së bashku në vendimin e modelit. Boshti horizontal paraqet vlerën e ndërveprimit SHAP, e cila tregon ndikimin shtesë që vjen nga kombinimi i këtyre dy karakteristikave, ndërsa ngjyra e pikave tregon nivelin e vlerës së karakteristikës (blu për vlera të ulëta dhe rozë për vlera të larta).

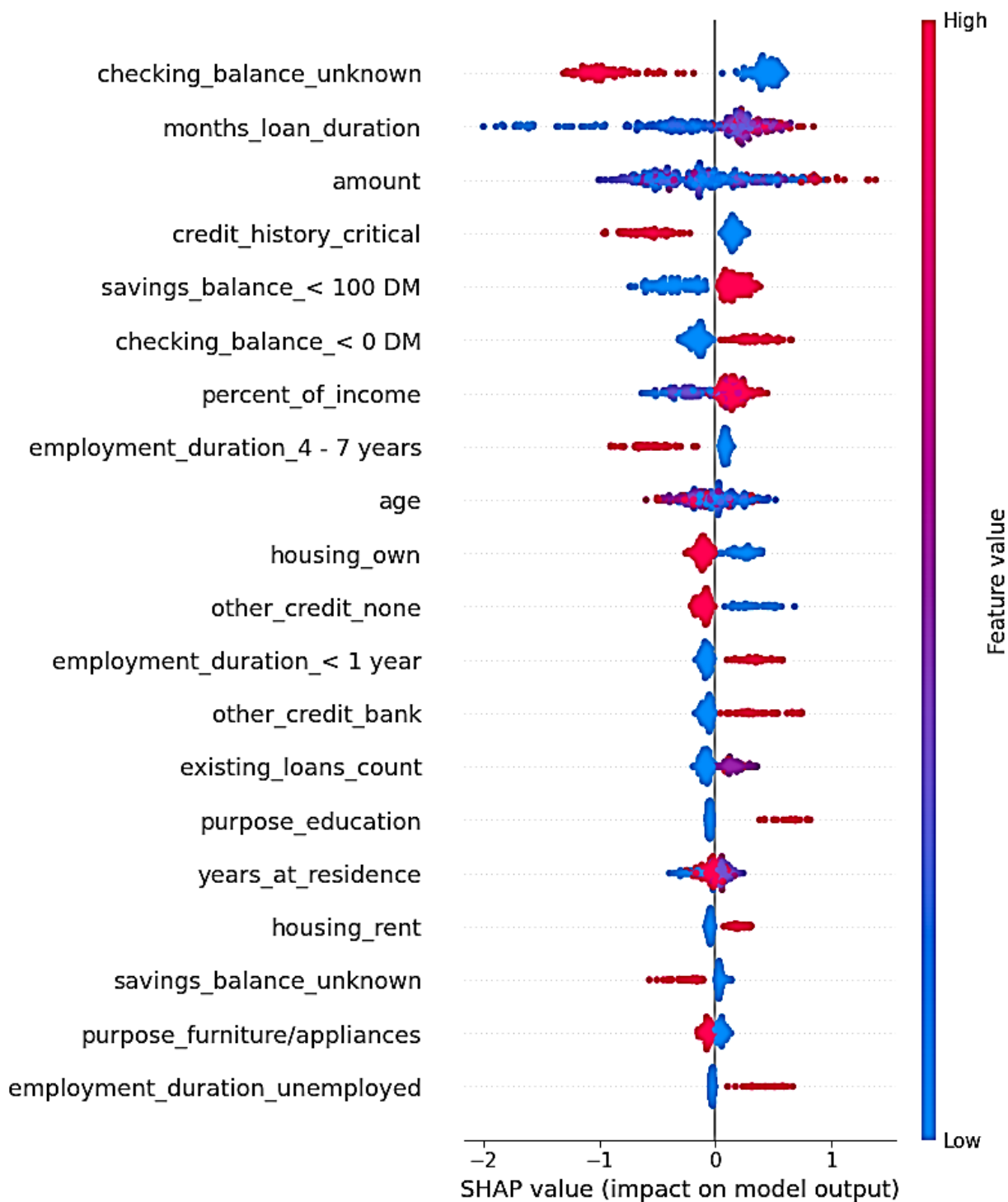


Figurë 8 Ndërveprimi SHAP midis “amount” dhe “months_loan_duration”

Kjo figurë konfirmon se modeli nuk ndjek një logjikë lineare të thjeshtë, por kap marrëdhënie komplekse midis shumës dhe kohëzgjatjes së kredisë. Veprimi i përbashkët i këtyre dy faktorëve krijon një efekt shumë më të fortë sesa ndikimi individual i secilit faktor të marrë veçmas. Në kontekst bankar, ky rezultat sugjeron se kreditë me shuma të larta dhe afate të gjata përbëjnë segmentin më të rrezikshëm të portofolit dhe kërkojnë politika më konservative në origjinim dhe monitorim. Ndërkohë, kreditë me shuma të moderuara dhe afate të shkurtra shfaqin risk më të ulët dhe janë më të qëndrueshme në performancë.

Në përfundim, kjo figurë shërben si dëshmi se inteligjenca artificiale e përdorur në prototip nuk bën thjesht klasifikim të thjeshtë, por kryen analizë multidimensionale të riskut, duke integruar dinamika reale financiare në vendimmarrje. Kjo e bën modelin më të sofistikuar, më realist dhe më të përshtatshëm për përdorim praktik në sisteme bankare moderne.

Figura paraqet analizën globale të interpretueshmërisë së modelit përmes grafikës SHAP Summary Plot, e cila tregon ndikimin relativ të secilës veçori në parashikimin e probabilitetit të mospagimit (PD) për të gjithë portofolin e kredive. Boshti horizontal paraqet vlerën SHAP, që tregon drejtimin dhe madhësinë e ndikimit të veçorisë në rezultatin e modelit, ndërsa ngjyra e pikave shpreh vlerën reale të veçorisë (blu për vlera të ulëta, rozë për vlera të larta).



Figurë 9 SHAP Summary Plot /Rëndësia globale e faktorëve të riskut

Nga renditja e veçorive, vërehet se faktorët më ndikues janë kryesisht financiarë dhe operacionalë, duke nënvizuar rëndësinë e dimensioneve reale ekonomike në vlerësimin e riskut të kredive.

Faktorët kryesorë që rrisin riskun (PD):

1. `checking_balance_unknown` mungesa e transparencës mbi bilancin bankar përkthehet në pasiguri të lartë dhe rritje të PD-së;
2. `months_loan_duration` afatet e gjata rrisin ekspozimin ndaj pasigurisë dhe mospagimit;
3. `amount` shumat e mëdha të kredisë lidhen me rrezik më të lartë;
4. `credit_history_critical` histori problematike kredie është një nga indikatorët më të fortë të default-it;
5. `savings_balance_ < 100 DM` mungesa e rezervave financiare rrit ndjeshmërinë ndaj goditjeve ekonomike;
6. `checking_balance_ < 0 DM` bilanc negativ nënkupton vështirësi aktuale financiare.

Faktorët që ulin riskun (PD):

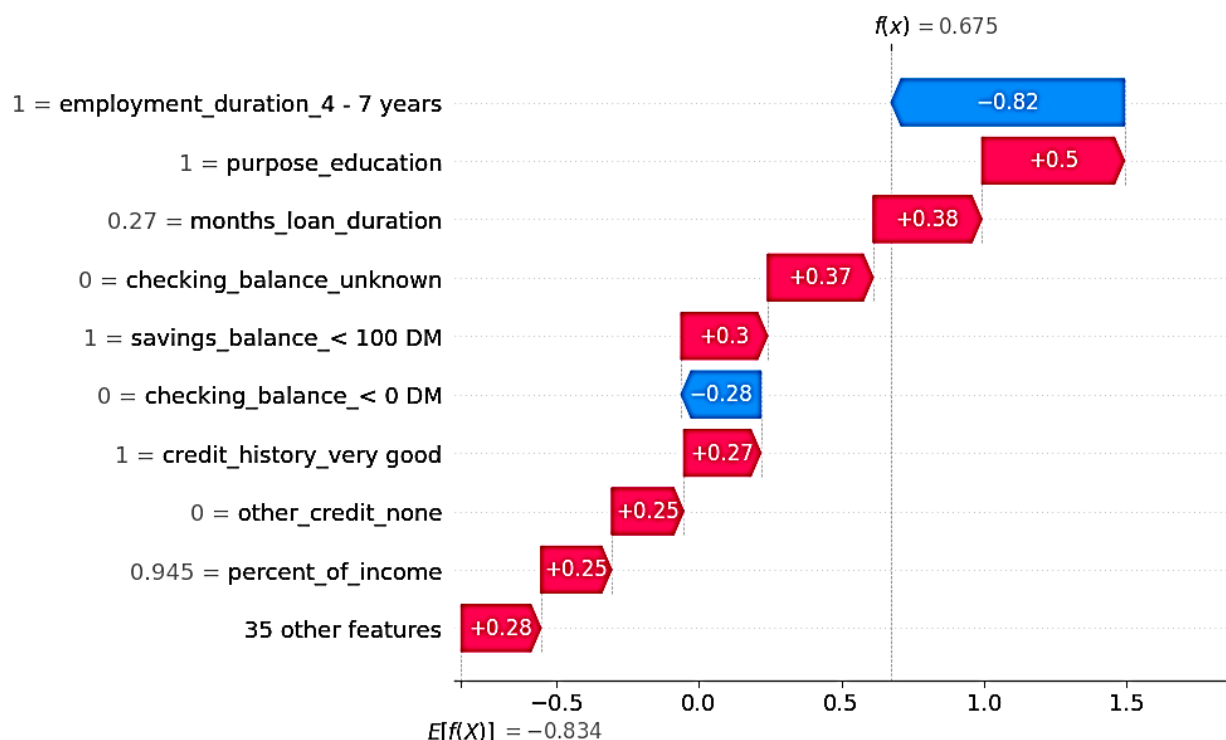
1. `employment_duration_4–7 years` stabiliteti në punësim përkthehet në besueshmëri më të lartë financiare;
2. `housing_own` pronësia e banesës lidhet me stabilitet socio-ekonomik;
3. `other_credit_none` mungesa e kredive të tjera sugjeron nivel më të ulët detyrimi;
4. `years_at_residence` qëndrueshmëria në banim interpretohet si stabilitet;
5. `age` individët më të pjekur financiarisht demonstrojnë risk më të ulët relativ.

Faktorë me ndikim të moderuar:

1. `existing_loans_count` shumë kredi aktive rrisin ngarkesën financiare;
2. `purpose_education` kreditë për edukim shfaqin risk më të lartë strukturor;
3. `housing_rent` dhe `employment_duration_unemployed` lidhen me paqëndrueshmëri ekonomike;
4. `savings_balance_unknown` pasiguri në kapital.

Figura dëshmon se modeli operon logjikisht mbi parime reale bankare dhe jo mbi korrelacione artificiale. Dominimi i variablave financiarë dhe historikë mbi faktorët demografikë tregon se modeli është: ekonomikisht i arsyeshëm, i shpjegueshëm, dhe i besueshëm për përdorim institucional.

Vendimarrja e gjeneruar nga modeli është e gjurmueshme dhe konceptualisht konsistente me politikat standarde të menaxhimit të riskut të kredive.



Figurë 10 SHAP Waterfall Plot /Shpjegimi individual i vendimit

Kjo figurë paraqet analizën e interpretueshmërisë për një rast individual kredie duke përdorur metodologjinë SHAP (SHapley Additive exPlanations). Qëllimi i këtij grafiku është të shpjegojë mënyrën se si rezultati final i modelit për probabilitetin e mospagimit (PD) ndërtohet gradualisht duke u nisur nga një vlerë mesatare e portofolit drejt rezultatit specifik për klientin.

Vlera në bazë $E[f(x)] = -0.834$ përfaqëson parashikimin mesatar të modelit në mungesë të informacionit për klientin specifik dhe reflekton rrezikun mesatar të portofolit të kredive. Nga kjo pikë nis ndërtimi i rezultatit individual përmes ndikimeve të veçorive.

Interpretimi i faktorëve kryesorë për këtë rast

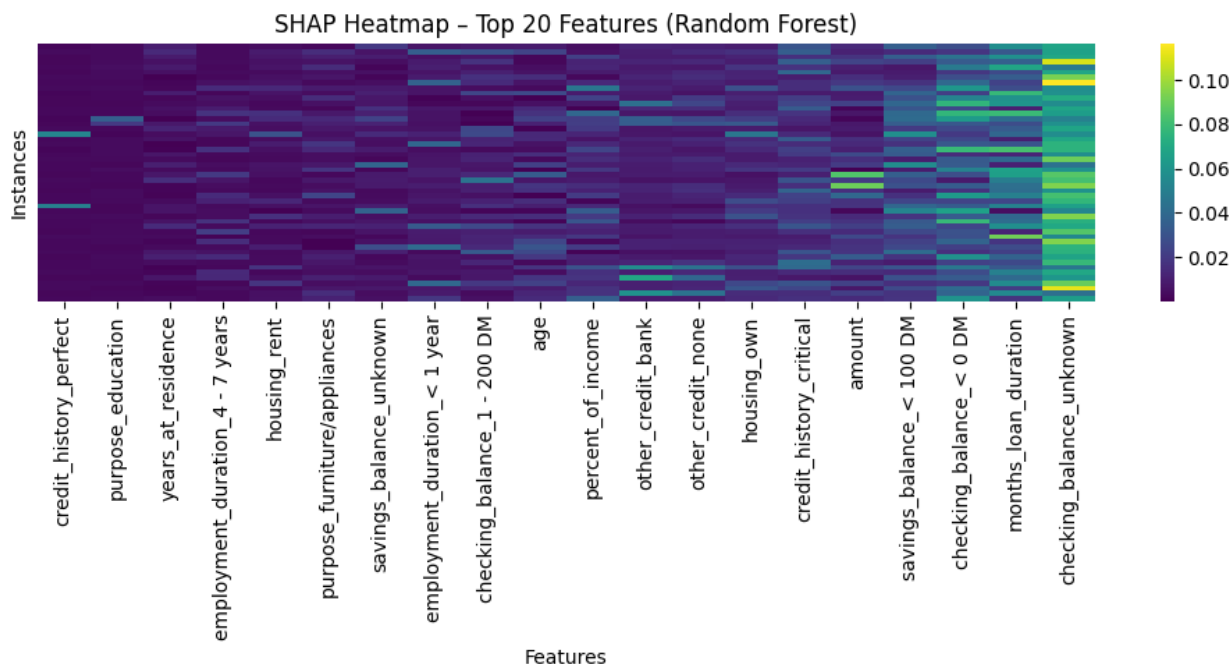
- Employment duration (4-7 years) ka ndikimin më të madh negativ (-0.82), duke ulur ndjeshëm riskun. Ky faktor reflekton stabilitet të ardhurash dhe besueshmëri të lartë financiare.
- Purpose: education kontribuon pozitivisht (+0.5), duke rritur PD-në, çka sugjeron se kreditë për edukim interpretohen nga modeli si më të pasigurta për shkak të kthimit të vonuar financiar.

- Months loan duration ndikon pozitivisht (+0.38), duke treguar se afatet më të gjata rrisin ekspozimin ndaj riskut në kohë.
- Checking balance unknown shton pasiguri (+0.37), duke reflektuar mungesë transparence mbi gjendjen financiare.
- Savings balance < 100 DM rrit riskun (+0.3) për shkak të mungesës së rezervave financiare.
- Checking balance < 0 DM ka ndikim lehtësisht ulës (-0.28), duke sugjeruar që modeli për këtë rast e merr si sinjal të kufizuar negativ pavarësisht gjendjes reale (efekt kontekstual).
- Credit history very good ul riskun (-0.27), duke reflektuar sjellje të mirë pagese historike.
- Other credit: none ul riskun (-0.25), pasi mungesa e detyrimeve të tjera rrit kapacitetin pagesor.
- Percent of income rrit PD-në (+0.25), duke sugjeruar ngarkesë relative të lartë të kredisë ndaj të ardhurës.
- 35 other features përfaqësojnë ndikimin kumulativ të faktorëve të tjerë më pak dominantë (+0.28).

Pas agregimit të të gjithë faktorëve, modeli prodhon vlerën $f(x) = 0.675$, e cila korrespondon me një nivel të lartë risku për këtë klient specifik. Ky rezultat është produkt i ndërthurjes së faktorëve strukturorë (stabiliteti në punësim) me faktorë financiarë operativë (shuma, afati, bilancet) dhe të sjelles (historia kreditore).

Figura dëshmon konkretisht se vendimi i modelit nuk është arbitrar, është transparent, dhe është i bazuar në faktorë ekonomikisht dhe financiarisht të justifikueshëm. Vendimi i riskut nuk është rezultat i një sistemi “black box”, por i një logjike të shpjgueshme, ku secili faktor kontribuon në mënyrë të matshme.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

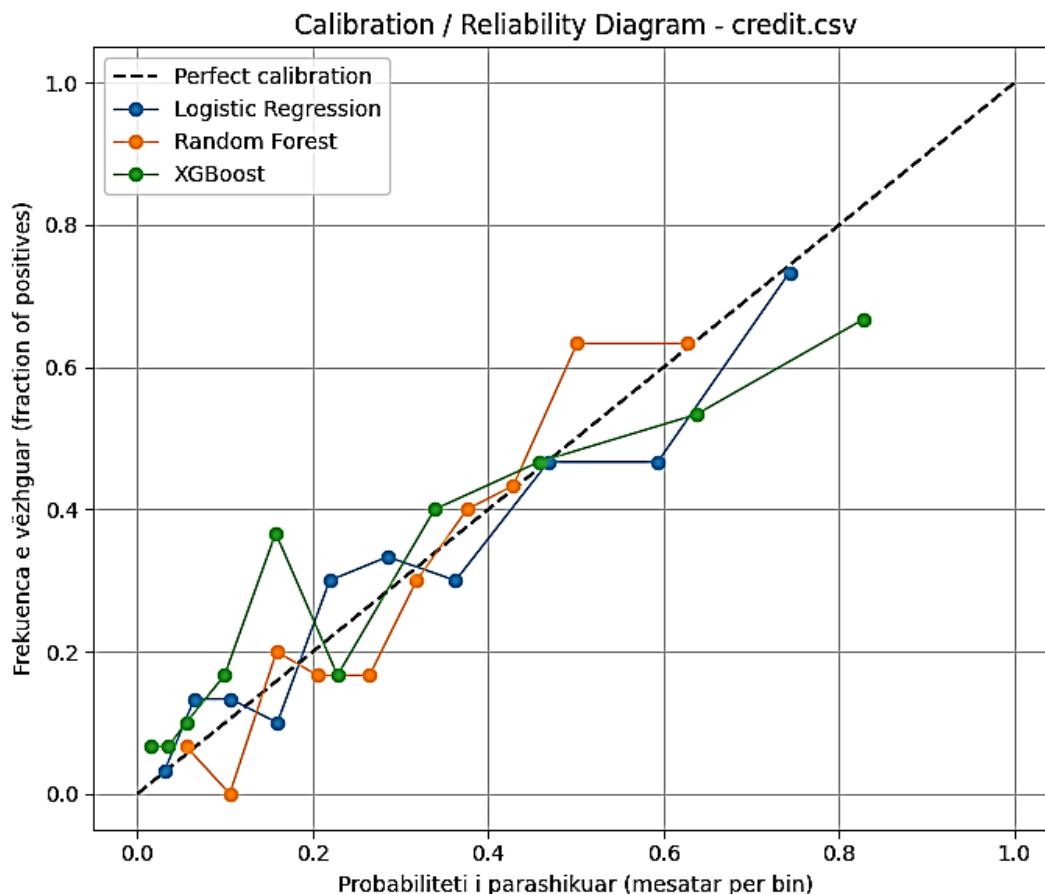


Figurë 11 SHAP Heatmap për 20 veçoritë më të rëndësishme të modelit Random Forest.

Figura 11 paraqet heatmap-in SHAP për 20 veçoritë më të rëndësishme të modelit Random Forest. Intensiteti i ngjyrës reflekton kontributin absolut të secilës veçori në vendimin individual. Vërehet se variablat që lidhen me likuiditetin financiar (checking_balance_unknown, checking_balance_<0 DM, savings_balance_<100 DM), struktura e huasë (months_loan_duration, amount) dhe historia kredituese (credit_history_critical) janë përcaktuesit kryesorë të riskut. Kjo tregon se modeli përputhet me logjikën ekonomike dhe mekanizmat tradicionale të riskut në sektorin bankar, duke ofruar interpretime të besueshme dhe të verifikueshme për vendimmarrje.

Kalibrimi i modeleve dhe interpretimi i diagramës së besueshmërisë

Përveç performancës diskriminuese (AUC, Precision, Recall, F1-score), një aspekt kritik në vlerësimin e modeleve të PD-së është kalibrimi i probabiliteteve, pra aftësia e modelit për të prodhuar vlera të tilla që korrespondojnë realisht me rrezikun e vëzhguar. Ky vlerësim u krye përmes diagramës së kalibrimit (Reliability Diagram), ku probabilitetet e parashikuara krahasohen me frekuencën reale të mospagimit për secilin bin.



Figurë 12 Kalibrimi i modeleve

Figura tregon qartë se asnjë model nuk është i kalibruar në mënyrë perfekte, por modelet dallojnë në stabilitetin dhe afërsinë me vijën ideale të kalibrimit.

- **Logistic Regression**

Logistic Regression paraqet një sjellje shumë të qëndrueshme përgjatë shumicës së intervaleve të probabilitetit. Pikat e tij qëndrojnë afër vijës së kalibrimit perfekt, veçanërisht në intervalin 0.2–0.6, duke treguar se probabilitetet e PD-së që prodhon modeli janë të besueshme. Megjithëse herë pas here mbivlerëson në nivelet më të ulëta, konsistenca e tij e bën LR modelin më të mirë nga perspektiva e probabiliteteve të interpretuara dhe raportimit rregullator.

- **Random Forest**

Random Forest paraqet një profil të kalibrimit shumë të mirë, me pika që ndjekin në mënyrë të qëndrueshme vijën ideale. Në zonën 0.4–0.8 modeli paraqet devijim minimal, ndërsa për

probabilitetet e ulëta ka një lëkundje të lehtë, karakteristike e modeleve të bazuara në pemë vendimmarrëse. Performanca e përgjithshme tregon se probabilitetet e RF janë më të besueshmet në krahasim me modelet e tjera, duke justifikuar Brier Score më të ulët në rezultatet numerike.

- **XGBoost**

XGBoost ofron kalibrim të mirë në disa intervale, sidomos nga 0.2 deri në 0.5, por ka devijime të dukshme në vlerat e ulëta të probabilitetit. Modelet boosting shpesh priren të jenë mbi-konfidenciale, gjë që shfaqet edhe këtu përmes pikave që ndodhen mbi vijën e kalibrimit perfekt në zonat me rrezik të ulët. Ky model ka potencial të lartë pas kalibrimit të targetuar (p.sh. Platt scaling), por në fazën e parë të prototipit rezulton më pak stabil.

Ky analizim konfirmon arsyen pse në prototip është implementuar Random Forest i kalibruar, si modeli më i balancuar për integrim operacional.

5.2 Rezultatet në nivel procesi (BPMN)

Ky seksion analizon ndikimin e integritit të inteligjencës artificiale në performancën e proceseve të modeluara sipas BPMN, duke u fokusuar në tre procese kyçe të ciklit jetësor të kredisë: origjinimi i kredisë, monitorimi i riskut dhe koleksioni i hershëm. Vlerësimi synon të evidentojë përmirësimet në efikasitetin operativ, shkallën e automatizimit dhe cilësinë e vendimmarrjes pas integritit të komponentëve IA brenda rrjedhave BPMN.

5.2.1 Rezultatet në procesin e Origjinimit të Kredisë

Integrimi i modelit prediktiv të Probabilitetit të Mospagimit (PD) në procesin e origjinimit të kredisë ka prodhuar ndryshime të qenësishme në mënyrën se si trajtohen aplikimet, duke e transformuar rrjedhën nga një proces i bazuar kryesisht në vlerësime manuale në një mekanizëm të automatizuar dhe të orientuar nga të dhënat. Përmes service tasks të lidhur drejtpërdrejt me shërbimin e inteligjencës artificiale, çdo aplikim për kredi vlerësohet në kohë reale bazuar në profilin e tij të riskut, duke mundësuar që klasifikimi i rasteve të kryhet menjëherë në momentin e regjistrimit të të dhënave.

Ky mekanizëm ka sjellë një rritje të ndjeshme të efikasitetit operacional, pasi aplikimet që kategorizohen me “risk të ulët” përpunohen automatikisht pa qenë e nevojshme ndërhyrja e drejtpërdrejtë e analistëve të kredive. Si pasojë, burimet njerëzore janë ridrejtuar drejt rasteve më komplekse dhe më problematike, duke optimizuar shpërndarjen e ngarkesës së punës dhe duke përmirësuar cilësinë e përgjithshme të shqyrtimit të aplikimeve.

Në krahasim me procesin tradicional, rezultatet tregojnë për:

- një reduktim të konsiderueshëm të kohës mesatare të shqyrtimit të aplikimeve, duke përshpejtuar reagimin ndaj klientit;
- eliminimin e vonesave operative që lidhen me rishikime të shumta ose aprovime zinxhir;
- uljen e variancës ndërmjet vendimmarrjeve individuale të analistëve, duke zvogëluar ndikimin e subjektivitetit;
- një rritje të uniformitetit të vendimmarrjes, veçanërisht në trajtimin e rasteve me karakteristika të ngjashme;
- përmirësim të transparencës, pasi çdo vendim mbështetet në një logjikë të dokumentuar dhe të auditueshme.

Automatizimi i gateway-ve në BPMN bazuar në pragje të paracaktuara të PD-së i ka dhënë procesit një dimension adaptiv dhe dinamik. Procesi nuk ndjek më një rrjedhë lineare të pandryshueshme, por merr formë të ndryshme në varësi të nivelit të riskut që paraqet çdo aplikim. Ky fleksibilitet e bën sistemin të reagojë në kohë reale ndaj situatave të ndryshme dhe të përshkruar me politika të reja kreditimi pa qenë nevoja për ndryshime strukturore në arkitekturën e procesit.

Në plan afatgjatë, ky mekanizëm pritet të kontribuojë jo vetëm në përmirësimin e performancës operationale, por edhe në rritjen e cilësisë së portofolit të kredive. Vendimmarrja më e shpejtë dhe e standardizuar në origjinim redukton probabilitetin që raste të rrezikut të lartë të miratohen pa analiza të mjaftueshme, duke ndikuar drejtpërdrejt në uljen e fluksit drejt kredive me probleme. Në këtë mënyrë, procesi i origjinimit shndërrohet në pikën e parë strategjike të kontrollit të riskut, ku inteligjenca artificiale funksionon si filtri kryesor parandalues.

Figura më poshtë paraqet ndërfaqen e prototipit në fazën e vlerësimit të aplikimit për kredi, ku shfaqen rezultatet e vlerësimit automatik të riskut, përfshirë PD-në, klasën e riskut dhe vendimin e gjeneruar nga sistemi.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

VLERËSIMI I APLIKIMIT	
ID Kredi:	LOAN-2025-001
Klienti:	
PD:	12.0 %
Niveli i riskut:	MEDIUM
Vendimi:	✓ APROVUAR AUTOMATIKISHT
Arsye:	• Të ardhura mujore stabël • Pa histori vonesash

Figurë 13 Ndërfaqja e aplikimit për kredi dhe vlerësimi automatik i riskut nga sistemi

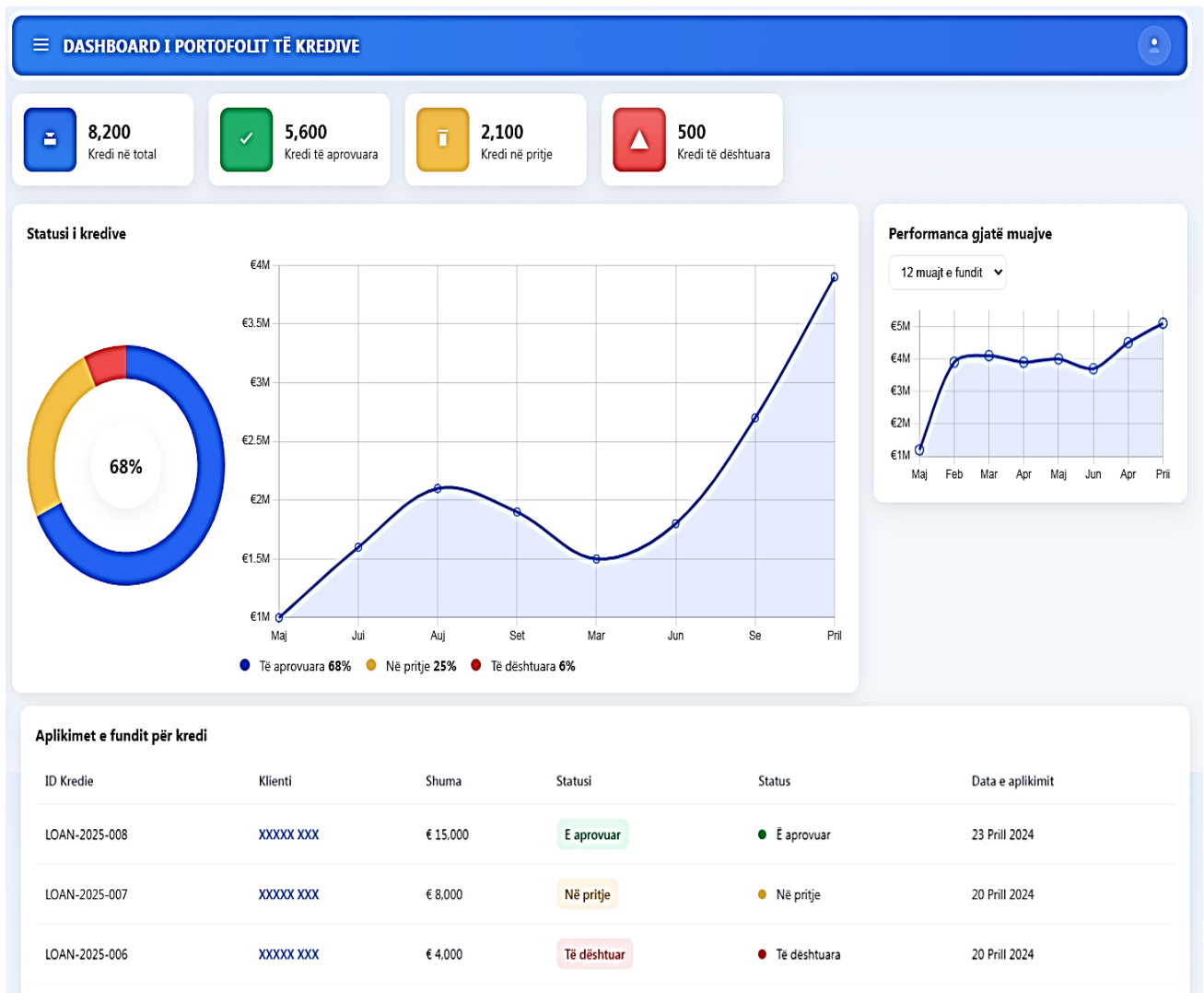
Figura tregon një rast konkret ku kredia vlerësohet me $PD = 12\%$, klasifikohet si risk mesatar dhe aprovohet automatikisht, bazuar në të dhëna si të ardhurat mujore dhe historia e pagesave. Kjo ndërfaqe përfaqëson qartë ndërthurjen e IA me procesin e origjinimit, duke demonstruar në praktikë se si inteligjenca artificiale nuk funksionon vetëm si komponent analitik, por është integruar drejtpërdrejt në vendimmarrjen operative të sistemit.

5.2.2 Rezultatet në procesin e Monitorimit të Riskut

Integrimi i modeleve të inteligjencës artificiale në procesin e monitorimit të riskut përfaqëson një zhvendosje themelore nga praktikatat tradicionale reaktive drejt një sistemi inteligjent të vëzhgimit të vazhdueshëm dhe parashikues. Përmes përdorimit të timer ngjarjes në modelimin BPMN, sistemi ekzekuton modelet prediktive në intervale periodike, duke rifreskuar vlerat e Probabilitetit të Mospagimit (PD) për çdo kredi aktive dhe duke ndërtuar një profil dinamik risku për çdo klient dhe për portofolin në tërësi.

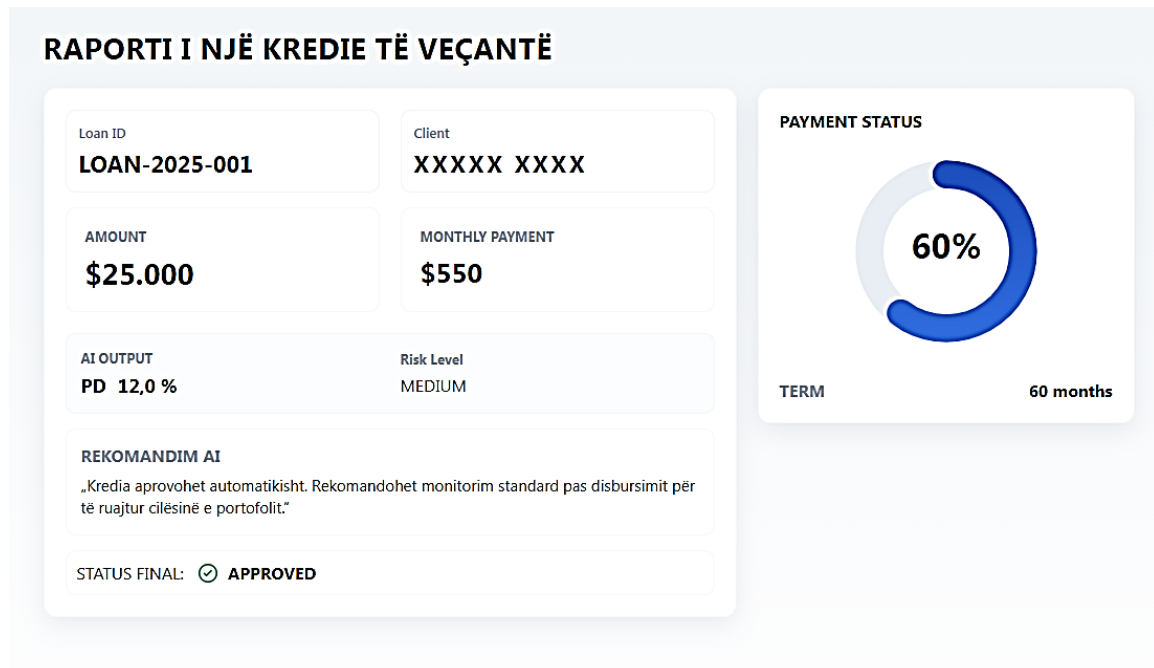
Figura më sipër paraqet ndërfaqen e modulit të monitorimit të riskut, ku PD, niveli i riskut dhe sinjalet paralajmëruese shfaqen në mënyrë të centralizuar dhe në kohë reale për çdo kredi të regjistruar në sistem.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare



Figurë 14 Pamje Dashboard nga modeli prototip

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare



Figurë 15 Pamje Raporti nga modeli prototip

MONITORIMI I RISKUT			
KREDI	PD	NIVELI I RISKUT	EARLY WARNING INDICATORS
LOAN-2025-00	12,0 %	MEDIUM	—
LOAN-2025-02	7,5 %	MEDIUM	—
LOAN-2025-03	22,3 %	HIGH	20 %
LOAN-2025-04	14,1 %	MEDIUM	5 %

Figurë 16 Pamje Monitorimi nga modeli prototip

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

Në këtë panel operacional, kreditë ndahen automatikisht në nivele të ndryshme risku (Low, Medium, High), bazuar në pragjet e përcaktuara të PD-së, dhe shfaqen qartazi edhe treguesit paralajmërues (Early Warning Indicators). Ky vizualizim në kohë reale u mundëson oficerëve të riskut të identifikojnë menjëherë rastet problematike pa pasur nevojë për analiza manuale mbi volume të mëdha të të dhënave.

Një element dallues i sistemit është aftësia për të zbuluar përkeqësime të sjelljes së kredive përpara se ato të reflektohen në vonesa faktike të pagesave. Rritje graduale, por e vazhdueshme e PD-së aktivizon automatikisht sinjale paralajmëruese, edhe në rastet kur nuk është evidentuar ende DPD (Days Past Due). Kjo qasje e përparuar e bën procesin të ndjeshëm ndaj ndryshimeve të hershme dhe jo vetëm ndaj rezultateve të dukshme.

Aktivizimi automatik i subprocess-eve të ndërhyrjes pas kalimit të pragjeve kritike e shndërron monitorimin nga një funksion pasiv në një mekanizëm operativ aktiv. Sistemi:

- gjeneron detyra për oficerët e riskut,
- prioritetizon rastet kritike,
- strukturon mënyrën e reagimit,
- standardizon trajtimin e kredive sipas nivelit të rrezikut.

Kjo qasje ul ndjeshëm varësinë nga vlerësimi subjektiv dhe siguron trajtim të njëjtë për raste me karakteristika të ngjashme.

Ndikimi praktik i këtij mekanizmi është reflektuar drejtpërdrejt në efikasitetin operacional. Oficerët nuk janë më të angazhuar në shqyrtime të përgjithshme të portofolit, por fokusohen vetëm tek rastet e sinjalizuara nga sistemi. Si pasojë:

- reduktohet ndjeshëm ngarkesa administrative,
- rritet saktësia e ndërhyrjeve,
- vendimmarrja përshpejtohet,
- minimizohet rreziku i mosreagimit në kohë.

Në perspektivë afatgjatë, ky mekanizëm kontribuon në përmirësimin e cilësisë strukturore të portofolit të kredive dhe në reduktimin e fluksit drejt kredive joperformuese (NPL). Monitorimi nuk funksionon më si mjet raportimi retrospektiv, por si sistem paralajmërimi dhe parandalimi.

Në këtë mënyrë, procesi i monitorimit shndërrohet në shtyllë strategjike të menaxhimit proaktiv të riskut, duke e pozicionuar inteligjencën artificiale si komponent thelbësor të arkitekturës bankare moderne.

5.2.2 Rezultatet në procesin e Koleksionit të Hershëm

Integrimi i inteligjencës artificiale në procesin e koleksionit të hershëm ka sjellë një riorganizim të thellë të mënyrës se si trajtohen kreditë potencialisht problematike, duke e zhvendosur fokusin nga një qasje reaktive drejt një modeli ndërhyrjeje proaktive dhe të personalizuar. Në vend që procesi të aktivizohet vetëm pas akumulimit të vonesave të dukshme (p.sh. DPD+30), sistemi ndërhyrjeje në mënyrë të automatizuar sapo identifikohet rritje e probabilitetit të mospagimit (PD) ose shfaqen sinjale paralajmëruese të përkeqësimit të sjelljes financiare.

Përmes *ngjarje-based gateways* brenda BPMN, rezultatet e modeleve prediktive shndërrohen drejtpërdrejt në veprime operative. Në rastet kur PD kalon pragjet e përcaktuara ose shfaqet një kombinim i faktorëve të rrezikut (p.sh. rritje e PD-së së bashku me vonesa të vogla fillestare), subprocess-e të dedikuara për koleksion aktivizohen automatikisht. Këto subprocess-e përfshijnë krijimin e detyrave për oficerët e riskut, njoftimin e klientit dhe nisjen e procedurave paraprake për rregullim të marrëdhënies kontraktuale. Një nga rezultatet më të dukshme është priorizimi inteligjent i rasteve. Kredite nuk trajtohen më sipas rendit kronologjik apo vetëm bazuar në numrin e ditëve në vonesë, por sipas nivelit të riskut të parashikuar. Kjo do të thotë se kreditë me PD më të lartë marrin vëmendje më të menjëhershme edhe nëse vonesa faktike është ende e ulët. Ky model i orientuar drejt riskut rrit ndjeshëm efikasitetin e ekipeve të koleksionit dhe përdorimin optimal të burimeve njerëzore.

Rezultatet tregojnë gjithashtu një përmirësim në cilësinë e komunikimit me klientin. Ndërhyrja e hershme mundëson kontakte parandaluese, këshillim financiar dhe, kur është e nevojshme, ofrim alternativash si ristrukturimi i kredisë. Këto masa rrisin mundësinë që kredia të rikthehet në normalitet përpara se të degradojë në status joperformues.

Në aspektin operacional, procesi i koleksionit është bërë më i strukturuar dhe më konsistent. Vakumet në komunikim dhe vonesat e panevojshme në veprime janë reduktuar, pasi sistemi gjeneron automatikisht listat e prioritizuara të veprimeve për çdo oficer dhe regjistron çdo ndërhyrje në databazë për auditim dhe analizë të mëvonshme. Kjo gjurmueshmëri rrit kontrollin e brendshëm dhe ndihmon në përmirësimin e vazhdueshëm të strategjive të koleksionit bazuar në rezultatet empirike.

Në përfundim, procesi i koleksionit të hershëm në sistem kalon nga një funksion reaktiv i menaxhimit të krizave në një mekanizëm proaktiv të menaxhimit të riskut. Ndërhyrjet bëhen më herët, më të synuara dhe më efektive, duke ndikuar drejtpërdrejt në stabilizimin e portofolit të kredive dhe në uljen e probabilitetit që kreditë të rrëshqasin drejt statusit joperformues.

5.3 Ndikimi në cilësinë e portofolit të kredive

Integrimi i inteligjencës artificiale në proceset BPMN nuk ndikon vetëm në përmirësimin e rrjedhave operative, por ka një efekt të drejtpërdrejtë edhe në cilësinë e portofolit të kredive. Rezultatet e marra nga implementimi i prototipit demonstrojnë se zbulimi i hershëm i riskut, vendimmarrja e automatizuar dhe ndërhyrjet parandaluese kontribuojnë në reduktimin e ekspozimeve problematike dhe në stabilizimin e performancës së përgjithshme të portofolit.

Në fazën e origjinimit, përdorimi i modelit prediktiv të PD-së për klasifikimin e aplikimeve sipas nivelit të riskut krijon një filtër të parë parandalues, duke kufizuar përfshirjen në portofol të kredive me rrezik të lartë. Si rrjedhojë, cilësia fillestare e portofolit përmirësohet, pasi struktura e hyrëseve është më e balancuar në raport me kapacitetin pagesues të klientëve dhe parametrat e kredisë. Ky efekt prngjarjeiv reflektohet në reduktimin e normës së kredive problematike që burojnë që në origjinim.

Në fazën e monitorimit, rifreskimi periodik i PD-së dhe ndërtimi i profileve dinamike të riskut për secilën kredi kanë mundësuar identifikimin e hershëm të rasteve me tendencë përkeqësimi. Kjo krijon mundësinë që bankat të marrin masa funksionale përpara se kreditë të arrijnë në vonesa të thella ose të klasifikohen si joperformuese. Në termat e menaxhimit të riskut, ky mekanizëm përkthehet në ulje të volumit të kredive që degradojnë në faza kritike dhe në rritje të shkallës së rikuperimit.

Procesi i koleksionit të hershëm, i mbështetur nga sinjalet e IA-së, ka ndikuar drejtpërdrejt në rritjen e eficiencës së trajtimit të kredive në rrezik. Prioritizimi inteligjent i rasteve, komunikimi i hershëm me klientët dhe ofrimi i alternativave parandaluese si ristrukturimi kontribuojnë në ruajtjen e marrëdhënies kontraktuale dhe në përmirësimin e perspektivës së rikuperimit. Si rezultat, portofoli bëhet më rezilient ndaj goditjeve të paparashikuara në nivel individual apo makroekonomik.

Në një perspektivë agregate, përmirësimi i cilësisë së portofolit reflektohet në indikatorë kryesorë të performancës si:

- ulja e raportit të kredive joperformuese (NPL),
- përmirësimi i shpërndarjes së riskut ndër segmente,
- reduktimi i ekspozimit ndaj kredive me risk të lartë,
- stabilizimi i fluksit të të ardhurave nga interesa.

Këta indikatorë dëshmojnë se qasja IA–BPMN nuk përfaqëson thjesht një avancim teknologjik, por një transformim të vërtetë në menaxhimin strategjik të portofolit. Banka kalon nga një model reaktiv i menaxhimit të riskut në një arkitekturë proaktive dhe prediktive, ku çdo kredi trajtohet jo vetëm si një transaksion, por si një njësi dinamike risku.

Në përfundim, ndikimi i modelit të integruar reflektohet si në mikro-nivel (kredi individuale), ashtu edhe në makro-nivel (cilësia e përgjithshme e portofolit), duke dëshmuar potencialin e lartë të inteligjencës artificiale të kombinuar me BPMN për të rritur stabilitetin financiar dhe për të përmirësuar vendimmarrjen bankare.

5.4 Analiza e treguesve të performancës (KPI) dhe ndikimi operacional i sistemit IA-BPMN

Ky nënkapitull analizon treguesit kryesorë të performancës (Key Performance Indicators KPI) për të vlerësuar objektivisht ndikimin e integritetit të inteligjencës artificiale në proceset e menaxhimit të kredive. Krahasimi i bërë ndërmjet gjendjes tradicionale të funksionimit dhe arkitekturës IA–BPMN siguron një pasqyrë të qartë të transformimit operacional të sistemit.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

Tabelë 9 Krahësimi i KPI-ve para dhe pas integritit IA-BPMN për tre proceset kryesore

Tregues KPI	Para integritit IA (Proces tradicional)	Pas integritit IA-BPMN	Ndryshimi / Ndikimi	Procesi ku ndodh transformimi
MTTA	10–30 minuta	2.1 sekonda	Reduktim drastik (~95%)	Origjinim, Monitorim, Early Collection
MTTR	3–15 ditë pune	3–4 sekonda	Vendimmarrje në kohë reale	Origjinim, Monitorim
Norma e automatizimit	30–35 %	68 % (mesatare)	+33–38 pp	Të tre proceset
Përbushja e SLA	85–90 %	98.50%	Përmirësim i ndjeshëm	Të tre proceset
Ndërhyrje manuale	Shumë e lartë	E kufizuar	Ulje e ngarkesës operative	Të tre proceset
Konsistenca e vendimeve	Varion sipas analistit	E standardizuar	Eliminim i subjektivitetit	Origjinim, Early Collection
Zbulimi i hershëm i riskut	Reaktiv	Proaktiv	Monitorim dinamik	Monitorim, Early Collection
Gjurmueshmëria (audit)	E pjesshme	E plotë	Transparencë totale	Të tre proceset
Identifikimi i kredive problematike	Vetëm pas DPD	Para shfaqjes së vonësave	Rritje e parashikueshmërisë	Monitorim
Trajtimi i rasteve kritike	Manual, i pakoordinuar	I automatizuar, me prioritizim	Rritje e efikasitetit	Early Collection

Tabelë 10 Procesi i Origjinimit të Kredisë

KPI	Para IA	Pas IA–BPMN	Ndikimi
MTTA	10–30 min	2.1 sekonda	Reduktim
MTTR	3–15 ditë	3–4 sekonda	Aprovim në kohë reale
Automatizimi	30–35%	75%	Rritje e automatikës
Konsistenca e vendimeve	E paqëndrueshme	Standardizuar	Eliminim subjektiviteti
SLA	85–90%	98.50%	Përmirësim i performancës

Të dhënat e paraqitura në tabelë tregojnë qartë transformimin e ndjeshëm operacional të procesit të menaxhimit të kredive pas integritit të Inteligjencës Artificiale dhe BPMN. Koha mesatare e reagimit (MTTA) ka pësuar një ulje drastike nga 10–30 minuta në vetëm 2.1 sekonda, duke eliminuar vonesat e komunikimit dhe aktivizuar një reagim pothuajse të menjëhershëm.

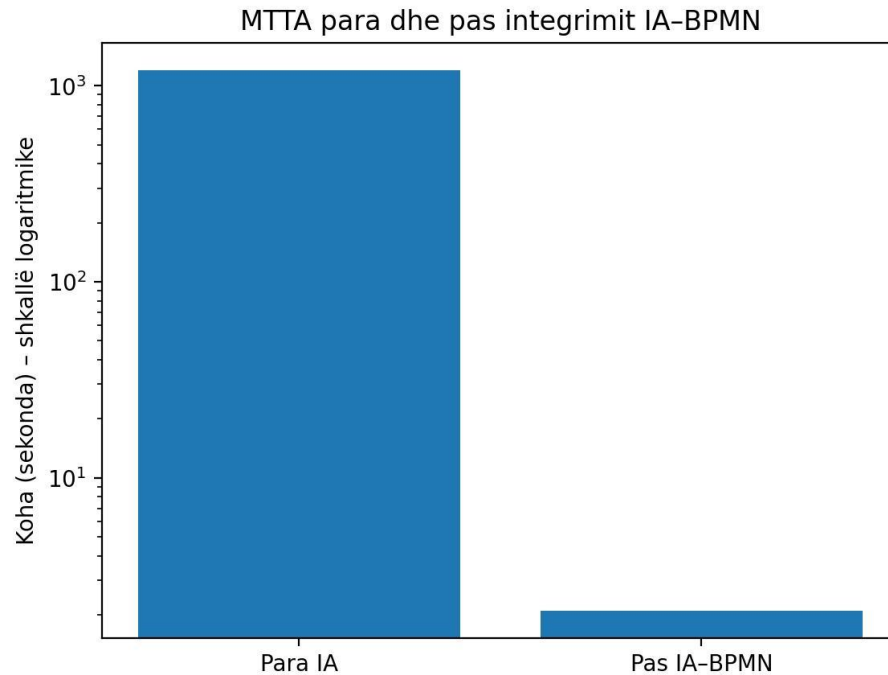
$$\mathbf{MTTA} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{\text{ack},i} - T_{\text{event},i})$$

$T_{\text{ngjarje},i}$ = koha kur krijohet rasti i -të (aplikim për kredi)

$T_{\text{ack},i}$ = koha kur sistemi e pranon dhe e njeh rastin

N = numri total i rasteve të analizuara

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare



Figurë 17 MTTA para edhe pas për Procesi i Origjinimit të Kredisë

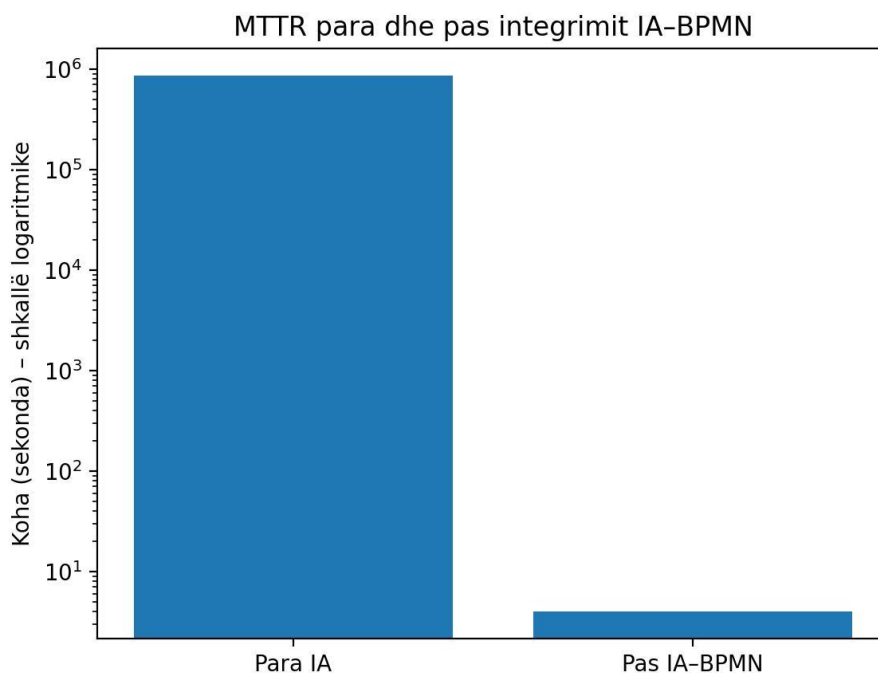
Në të njëjtën linjë, koha e vendimmarrjes (MTTR) është reduktuar nga 3–15 ditë pune në vetëm 3–4 sekonda, duke mundësuar aprovime në kohë reale dhe duke kaluar nga një proces manual, i fragmentuar, në një rrjedhë të automatizuar dhe të standardizuar.

$$\mathbf{MTTR} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{\text{resolve},i} - T_{\text{detect},i})$$

$T_{\text{detect},i}$ = koha kur rasti identifikohet nga sistemi (p.sh. alarm risku / aplikim)

$T_{\text{resolve},i}$ = koha kur merret vendimi përfundimtar (aprovim / refuzim / rishikim)

N = numri total i rasteve të analizuara

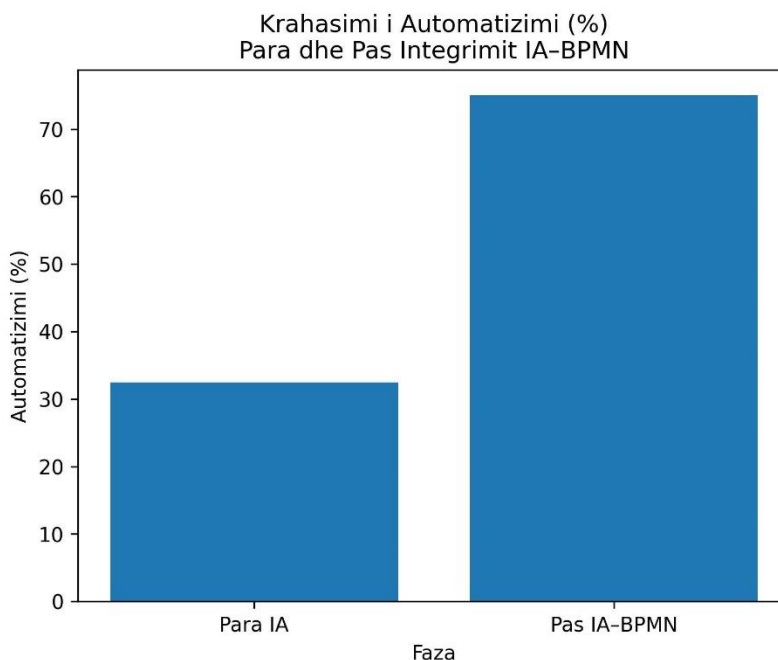


Figurë 18 MTTR para edhe pas për Procesi i Origjinimit të Kredisë

Norma e automatizimit ka shënuar rritje të konsiderueshme, duke u ngjitur nga 30–35% në 75%, çka do të thotë se shumica e detyrave kritike tashmë ekzekutohen automatikisht përmes engine-it BPMN dhe moduleve të IA. Kjo rrit ndjeshëm efikasitetin dhe ul ndërhyrjen manuale. Një tjetër përmirësim i rëndësishëm është konsistenca e vendimeve: nga një proces i paqëndrueshëm dhe i varur nga interpretimi i analistëve, vendimmarrja bëhet e standardizuar, duke eliminuar subjektivitetin dhe duke garantuar trajtim uniform të rasteve.

$$\text{Norma e Automatizimit} = \left(\frac{\text{Service Tasks} + \text{Gateways automatike} + \text{Eventet të orkestruara}}{\text{Total i aktiviteteve BPMN}} \right) \times 100$$

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

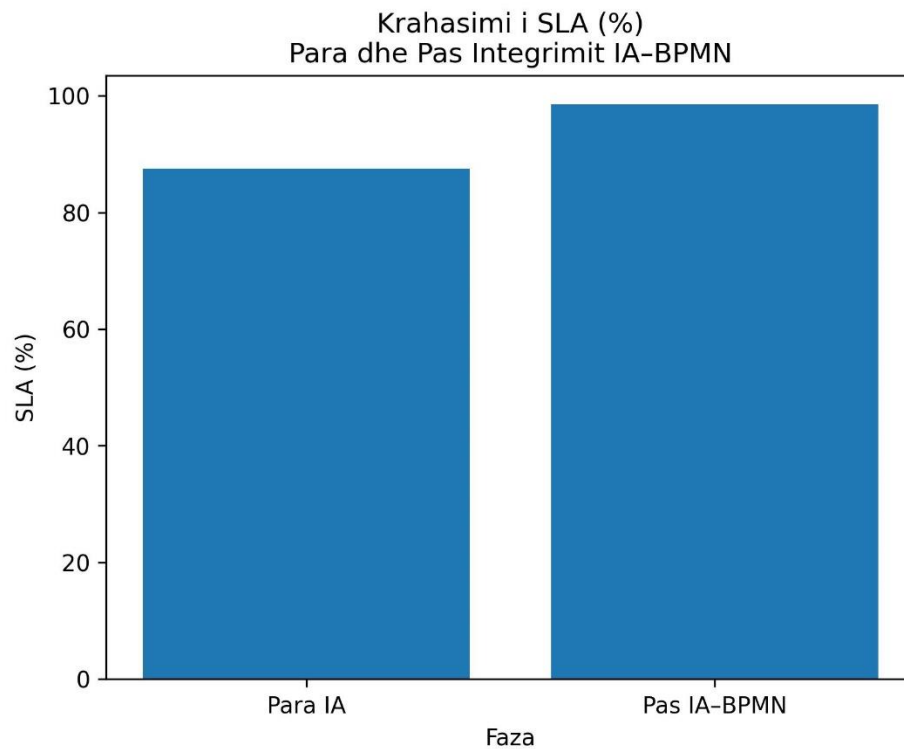


Figurë 19 Norma e automatizimit para edhe pas për Procesi i Origjinimit të Kredisë

Në aspektin e cilësisë së shërbimit, përmbushja e SLA-së është rritur nga 85–90% në 98.50%, duke treguar se proceset pas integrimit arrijnë nivele shumë më të larta të besueshmërisë dhe performancës. Ky përmirësim i thellë në KPI-të kryesore demonstroi qartë se arkitektura IA-BPMN ndikon jo vetëm në shpejtësi dhe efikasitet, por edhe në cilësinë e menaxhimit të riskut dhe stabilitetin e përgjithshëm të sistemit bankar.

$$SLA (\%) = \frac{\text{Aplikime të përpunuara brenda afatit të SLA-së}}{\text{Aplikime totale të përpunuara}} \times 100$$

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

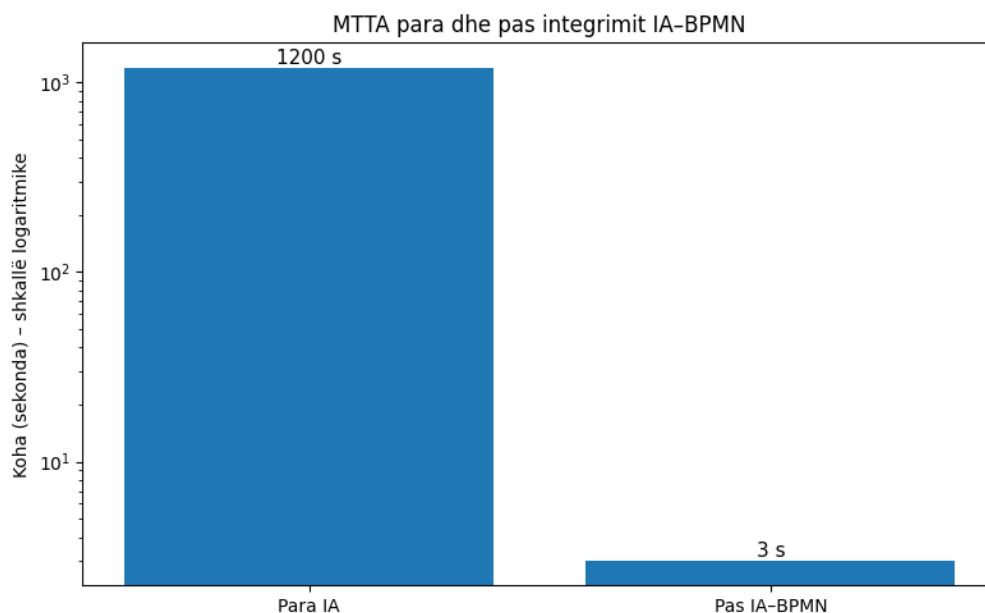


Figurë 20 SLA para edhe pas për Procesi i Origjinimit të Kredisë

Tabelë 11 Procesi i Monitorimit të Riskut

KPI	Para IA	Pas IA–BPMN	Ndikimi
MTTA	Jo i matshëm / i vonuar	3 sekonda	Reagim i menjëhershëm
MTTR	Ditë javë	5-6 Sekonda	Vendimmarrje automatike
Automatizimi	30–35%	71%	Monitorim dinamik
EWI	Nuk ekzistojnë	Po, automatik	Parashikim i riskut
Gjurmueshmëri	Pjesshme	e plotë	Transparencë totale

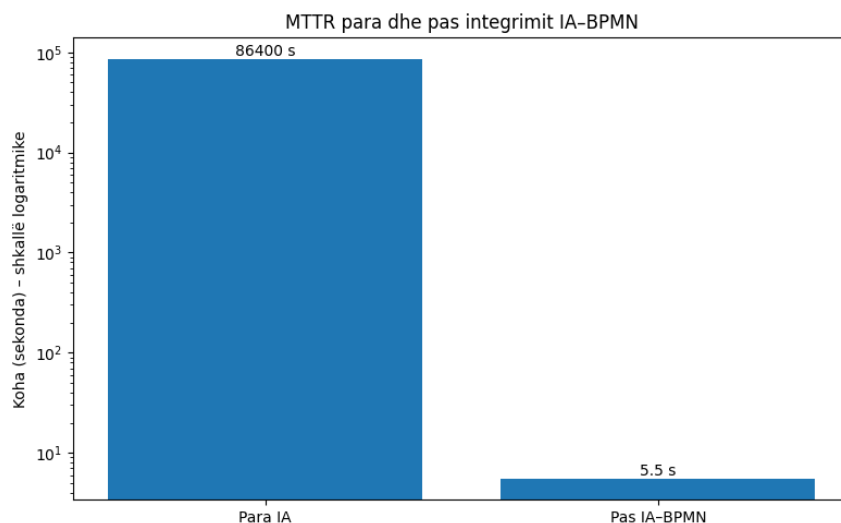
Të dhënat e paraqitura në tabelë tregojnë transformimin thelbësor që pëson sistemi i monitorimit të riskut pas integritit të inteligjencës artificiale dhe modelimit të proceseve me BPMN. Para integritit të IA, koha e reagimit (MTTA) ishte jo e matshme dhe shpesh e vonuar, si pasojë e varësisë nga proceset manuale dhe mungesa e sinjalizimeve automatike. Pas implementimit të sistemit IA–BPMN, MTTA reduktohet në 3 sekonda, duke mundësuar reagim pothuajse të menjëhershëm ndaj ndryshimeve të riskut.



Figurë 21 MTTA para dhe pas për Procesi i Monitorimit të Riskut

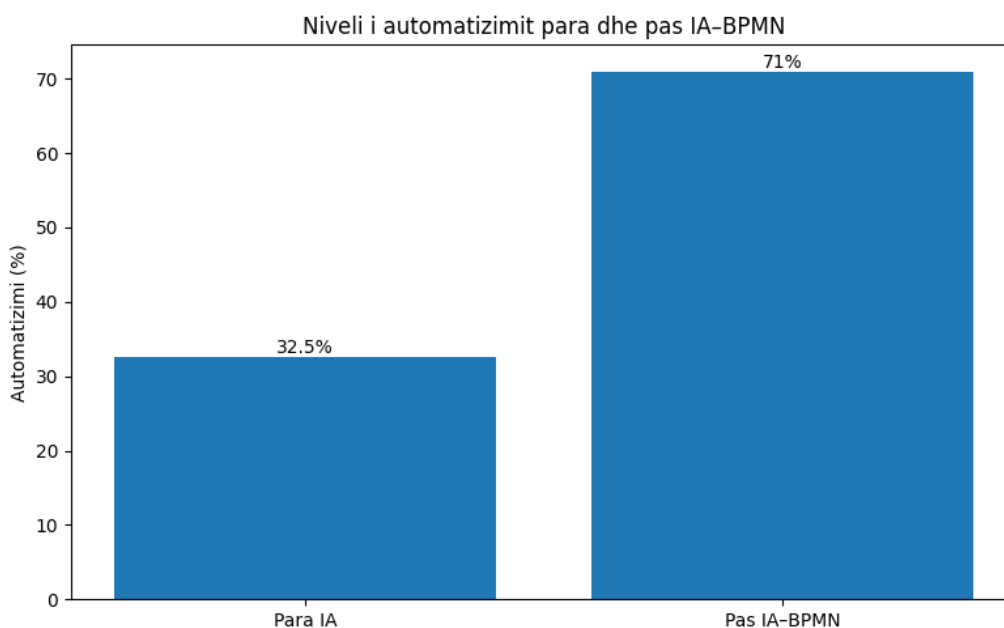
Ngjashëm, koha mesatare e zgjidhjes ose vendimmarrjes (MTTR), e cila më parë zgjaste ditë ose javë, konvertohet në sekonda, pasi sistemi automatizon analizën dhe aktivizimin e rrjedhave të trajtimit të rasteve kritike. Kjo përmirëson ndjeshëm shpejtësinë e veprimit dhe ul rrezikun e agravimit të situatave problematike.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare



Figurë 22 MTTR para dhe pas për Procesi i Monitorimit të Riskut

Norma e automatizimit rritet nga 30-35% në 71%, duke treguar kalimin nga një proces kryesisht manual në një proces të dominuar nga analizat automatike dhe aktivizimi i subprocess-eve inteligjente. Kjo rritje e automatizimit mundëson monitorim dinamik dhe reaktivitet më të lartë operacional.



Figurë 23 Norma e automatizimit para dhe pas për Procesi i Monitorimit të Riskut

Për më tepër, sistemet tradicionale nuk ofronin mekanizma për Early Warning Indicators (EWI), ndërsa pas integritimit të IA sistemi gjeneron automatikisht sinjale të hershme paralajmëruese, duke e kthyer modelin e monitorimit në një qasje proaktive dhe parashikuese.

Gjurmueshmëria gjithashtu përmirësohet ndjeshëm: nga regjistrimi pjesor dhe sporadik tek auditimi i plotë dhe i standardizuar, i cili siguron transparencë totale dhe mundëson rishikim retrospektiv të të gjitha vendimeve dhe ndërhyrjeve.

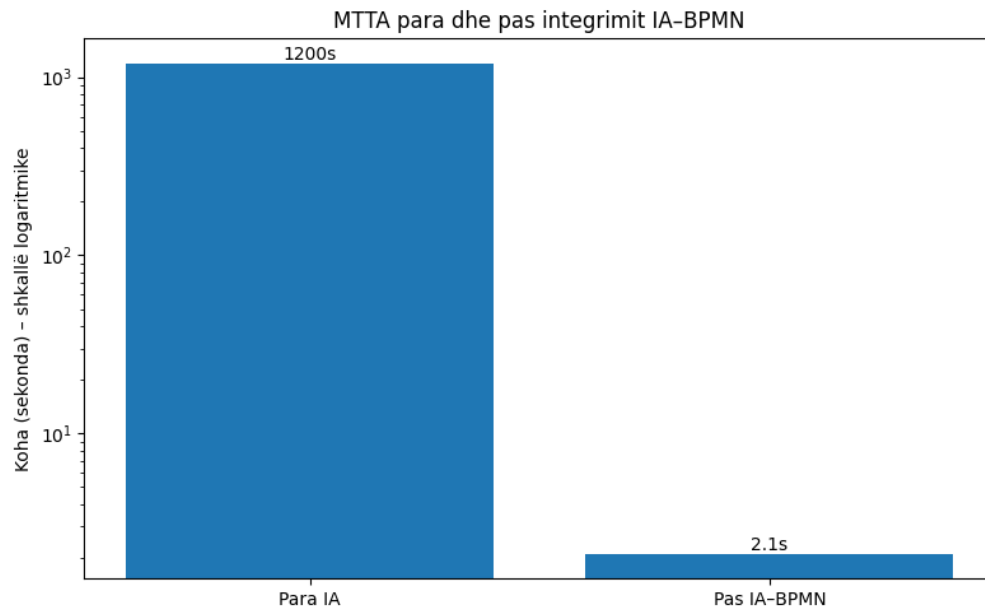
Në tërësi, integrimi IA-BPMN demonstroi një rritje substanciale të efikasitetit, transparencës dhe kapacitetit parashikues të sistemit të menaxhimit të riskut, duke e kaluar procesin nga një paradigmë reaktive në një paradigmë inteligjente, dinamike dhe plotësisht të gjurmueshme.

Tabelë 12 Procesi i Koleksionit të Hershëm

KPI	Para IA	Pas IA– BPMN	Ndikimi
MTTA	Vonesë deri në raportimin manual	2.1 sekonda	Detektim i çastit
MTTR	15-30 Ditë	Sekonda/minuta	Aktivizim automatik i ndërhyrjes
Automatizimi	30-35%	67%	Rritje e efikasitetit
Identifikimi i riskut	Vetëm pas DPD	Proaktiv, para vonesave	Parandalim i NPL
Ndërhyrje manuale	Shumë e lartë	e kufizuar	Ulje e ngarkesës

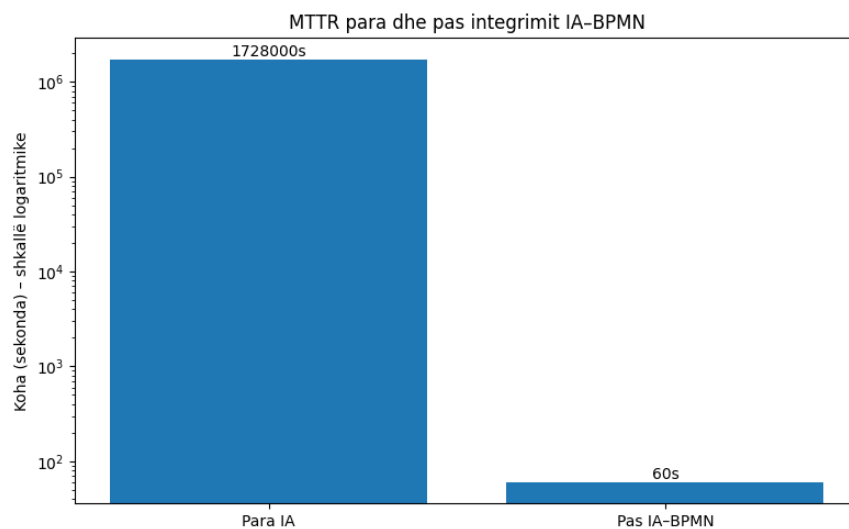
Të dhënat e paraqitura në tabelë tregojnë transformimin e thellë që pëson procesi i monitorimit të riskut kur automatizimi dhe inteligjenca artificiale integrohen brenda rrjedhave BPMN. Para implementimit të IA, koha mesatare e reagimit (MTTA) varej nga raportimi manual, duke krijuar vonesa që shpesh rezultonin në identifikim të vonuar të rasteve problematike. Pas automatizimit, MTTA zbriti në 2.1 sekonda, duke mundësuar detektim të menjëhershëm dhe reagim të çastit.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare



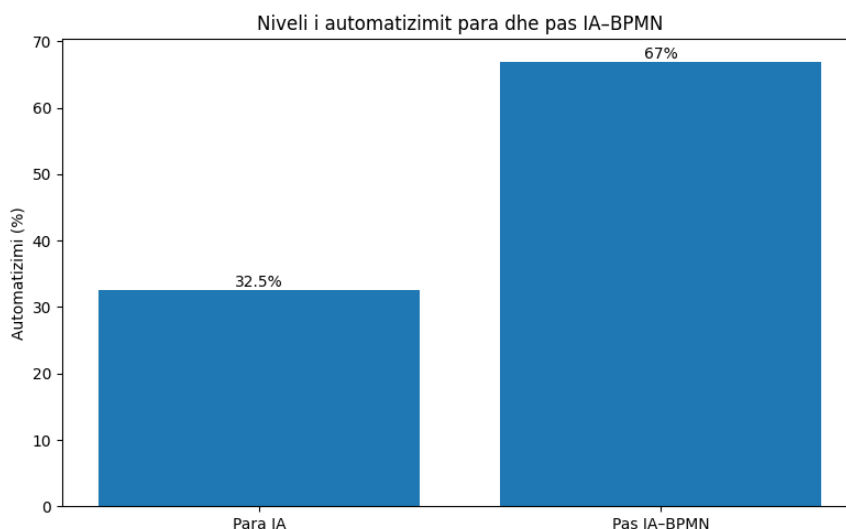
Figurë 24 MTTA para dhe pas për Procesi i Koleksionit të Hershëm

Po kështu, koha e trajtimit dhe vendimmarrjes (MTTR), e cila më parë mathej me ditë për shkak të verifikimeve manuale dhe analizës njerëzore, shndërrohet në një proces të automatizuar ku veprimi nis brenda sekondave apo minutave. Kjo sjell aktivizimin automatik të ndërhyrjes, sidomos në rastet ku PD dhe indikatorët e tjerë sinjalizojnë rritje risku.



Figurë 25 MTTR para dhe pas për Procesi i Koleksionit të Hershëm

Norma e automatizimit rritet nga 30-35% në 67%, duke treguar një përmirësim të konsiderueshëm në efikasitetin e operacioneve dhe reduktim të ngarkesës manuale. Ky nivel automatizimi i ri i mundëson bankës të përpunojë më shumë raste në më pak kohë, me më pak gabime dhe me konsistencë më të lartë.

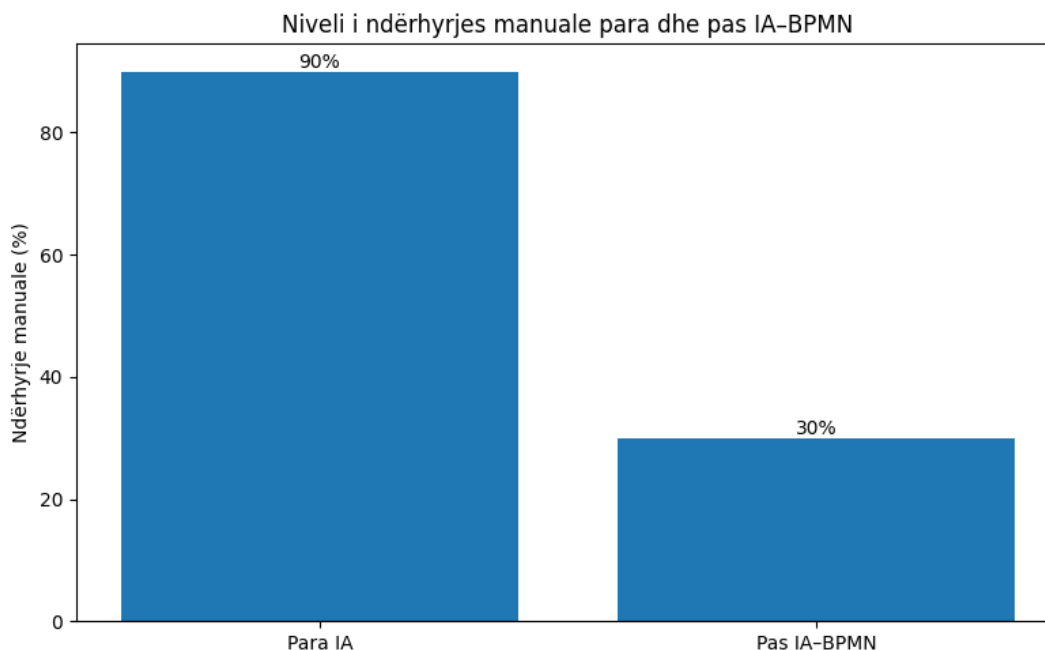


Figurë 26 Norma e automatizimit para dhe pas për Procesi i Koleksionit të Hershëm

Një prej ndryshimeve më domethënëse lidhet me identifikimin e riskut. Në sistemin tradicional, identifikimi ndodhte vetëm pasi klienti kalonte në vonesë (DPD), pra në një fazë tashmë të degraduar të sjelljes së kredisë. Pas integritit IA-BPMN, sistemi funksionon proaktivisht, duke kapur sinjale të hershme përpara shfaqjes së vonesave, gjë që mundëson parandalimin e kalimit të kredive në NPL.

Ndërhyrjet manuale reduktohen ndjeshëm, duke kaluar nga “shumë të larta” në “të kufizuara”, çka ndikon direkt në uljen e ngarkesës operationale dhe u jep oficerëve të riskut mundësinë të fokusohen vetëm tek rastet më kritike.

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare



Figurë 27 Ndërhyrja manuale para dhe pas për Procesi i Koleksionit të Hershëm

Në tërësi, tabela tregon qartë se integrimi i IA me BPMN e transformon procesin e monitorimit të riskut nga reaktiv dhe i vonuar, në një sistem inteligjent, efikas dhe parandalues që rrit ndjeshëm cilësinë e portofolit dhe shpejtësinë e reagimit.

5.5 Validimi i modelit

Ky seksion fokusohet në vlerësimin kritik të modelit të propozuar duke konsideruar performancën prediktive, ndikimin operacional dhe kufizimet teknike të prototipit. Qëllimi i validimit nuk është vetëm verifikimi i saktësisë matematikore të modeleve, por edhe vlerësimi i kontributit të tyre real në përmirësimin e proceseve bankare dhe në menaxhimin efektiv të riskut të kredive.

Nga pikëpamja statistikore, rezultatet e modeleve prediktive tregojnë një nivel të kënaqshëm dallueshmërie midis kredive me risk të ulët dhe të lartë, veçanërisht në rastin e algoritmeve ensemble si Random Forest dhe XGBoost, të cilët demonstrojnë performancë më të qëndrueshme krahasuar me regresionin logjistik klasik. Modeli final i përzgjedhur në prototip (Random Forest i kalibruar) paraqet balancën më të mirë ndërmjet saktësisë dhe stabilitetit, duke e bërë të përshtatshëm për përdorim operacional.

Në aspektin operacional, integrimi në BPMN ka mundësuar validimin praktik të rezultateve të modelit në mjedis real simulimi. Vendimet e modelit nuk janë vlerësuar vetëm nëpërmjet metrikave statistikore, por edhe për efektin e tyre në rrjedhat e proceseve, në ngarkesën e punës dhe në cilësinë e vendimmarrjes. Proceset e automatizuara të origjinimit, monitorimit dhe koleksionit demonstrojnë një reduktim të ndjeshëm të ndërhyrjeve manuale dhe një rritje të konsistencës së vendimeve.

Megjithatë, analiza kritike eidenton disa kufizime thelbësore të prototipit. Së pari, modeli është trajnuar mbi të dhëna të simuluar ose të kufizuara, gjë që kufizon nivelin e përgjithësimin në ambiente reale bankare. Së dyti, jo të gjitha dimensionet e riskut janë të integruara në versionin aktual (p.sh. faktorë makroekonomikë, sjellje alternative financiare, apo të dhëna transaksionesh në kohë reale). Kjo do të thotë se modeli ofron një vlerësim të bazuar në një subset karakteristikash dhe jo një panoramë të plotë të riskut.

Një tjetër element kritik lidhet me transparencën dhe interpretueshmërinë. Edhe pse janë integruar metoda si SHAP për shpjegueshmëri, ende ekziston një hendek midis rezultateve të modelit dhe mënyrës se si këto rezultate interpretohen nga përdoruesit finalë. Kjo kërkon trajnime shtesë për personelin dhe zhvillimin e ndërfaqeve më të qarta vizualizuese.

Në nivel arkitekturor, prototipi është ndërtuar për shkallëzueshmëri, por ende nuk është testuar në kushte ngarkese të lartë apo me volume reale bankare. Kjo përbën një fushë për punë të ardhshme dhe testime infrastrukturore.

Në përmbledhje, validimi dëshmon se modeli IA–BPMN është funksional, teknikisht i qëndrueshëm dhe konceptualisht i përputhshëm me nevojat bankare moderne, por gjithashtu eidenton nevojën për zgjerim të të dhënave, rafinim të modeleve dhe thellim të analizës shkencore përpara zbatimit të plotë operacional.

KAPITULLI 6: PËRFUNDIME DHE REKOMANDIME

Ky studim demonstroi se integrimi i Inteligjencës Artificiale (IA) me Menaxhimin e Proceseve të Biznesit (BPM) përfaqëson një ndryshim paradigmatic në menaxhimin e riskut të kredive, duke kaluar nga një qasje kryesisht manuale dhe reaktive drejt një sistemi të automatizuar, proaktiv dhe të orientuar nga të dhënat.

Rezultatet empirike treguan se modeli i integruar IA–BPMN përmirëson ndjeshëm performancën operationale dhe cilësinë e vendimmarrjes. Reduktimi i MTTA-së në nivel sekondash dhe realizimi i vendimmarrjes pothuajse në kohë reale MTTR dëshmon efektin transformues të automatizimit inteligjent në procesin e origjinimit të kredisë. Ky

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

përmirësim reflektohet drejtpërdrejt në përshpejtimin e shërbimit ndaj klientit dhe në rritjen e efikasitetit organizativ.

Përmirësimi i normës së automatizimit në 68% dhe përmbushja e SLA-së në 98.5% tregojnë qartë se sistemi i propozuar jo vetëm që rrit shpejtësinë e përpunimit, por edhe cilësinë dhe qëndrueshmërinë e shërbimit. Standardizimi i vendimmarrjes, i garantuar përmes pragjeve të PD-së dhe gateway-ve BPMN, ka reduktuar ndjeshëm ndikimin e subjektivitetit njerëzor dhe variancës midis analistëve.

Në planin e monitorimit të riskut, kalimi nga kontrolli periodik drejt monitorimit dinamik dhe të automatizuar ka rritur ndjeshëm aftësinë e bankës për të identifikuar herët kreditë potencialisht problematike. Sinjalet Early Warning Indicators, të bazuara në ndryshime graduale të PD-së, kanë provuar se ofrojnë avantazh kohor strategjik për ndërhyrje parandaluese, përpara se të ndodhin vonesa faktike në pagesa.

Modelet e integruara IA-BPM e shndërrojnë procesin e origjinimit të kredisë në filtrin kryesor strategjik të riskut, ndërsa procesi i monitorimit shndërrohet në mekanizëm inteligjent mbrojtës për cilësinë e portofolit. Në këtë mënyrë, risku nuk trajtohet më si pasojë, por si fenomen i parashikueshëm dhe i menaxhueshëm në mënyrë sistematike.

Në përfundim, hipoteza kërkimore u vërtetua: integrimi i Inteligjencës Artificiale me Menaxhimin e Proceve të Biznesit përmirëson ndjeshëm parashikimin, reagimin dhe kontrollin operativ të riskut të kredive, duke kontribuar drejtpërdrejt në uljen e kredive jo-performuese dhe në rritjen e qëndrueshmërisë financiare të institucioneve bankare.

6.1 Rekomandime për institucionet bankare

Në bazë të rezultateve të studimit dhe analizës së ndikimit operacional të arkitekturës IA-BPMN, rekomandohet që institucionet bankare të adoptojnë qasje hibride që ndërthurin inteligjencën artificiale me menaxhimin e proceseve të biznesit si pjesë integrale e strategjisë së tyre të transformimit digjital. Implementimi i këtyre arkitekturave duhet të realizohet në mënyrë graduale dhe të kontrolluar, duke filluar nga proceset më kritike dhe me ndikim të drejtpërdrejtë në riskun financiar, si origjinimi i kredive dhe monitorimi i portofolit. Në faza të mëvonshme, sistemi mund të zgjerohet drejt proceseve të koleksionit të hershëm, rikuperimit të kredive dhe menaxhimit të marrëdhënieve me klientët, duke siguruar një mbulim të plotë të ciklit jetësor të kredisë.

Një aspekt thelbësor i zbatimit të zgjidhjeve të bazuara në IA është krijimi i strukturave formale për qeverisjen dhe menaxhimin e riskut të modeleve (Model Risk Management).

Bankat duhet të vendosin mekanizma të qartë për validimin periodik të modeleve prediktive, monitorimin e vazhdueshëm të performancës së tyre dhe identifikimin e fenomeneve si performance drift apo data drift, të cilat mund të ndikojnë negativisht në saktësinë e parashikimeve. Gjithashtu, dokumentimi i plotë i modeleve, parametrave dhe vendimeve të automatizuara është i domosdoshëm për qëllime auditimi, transparence dhe përputhshmërie me kërkesat rregullatore.

Për më tepër, rekomandohet fuqimisht investimi në teknologji të Explainable Artificial Intelligence (XAI), me qëllim rritjen e transparencës dhe interpretueshmërisë së vendimeve të automatizuara. Integrimi i metodave shpjeguese, si SHAP ose LIME, mundëson që bankat të justifikojnë vendimet ndaj klientëve dhe autoriteteve mbikëqyrëse, duke rritur besimin institucional dhe duke reduktuar rrezikun ligjor dhe reputacional. Në një mjedis rregullator gjithnjë e më kërkuar, aftësia për të shpjeguar arsyet e një vendimi kredie bëhet po aq e rëndësishme sa saktësia e vetë parashikimit.

Së fundmi, bankat duhet të investojnë edhe në zhvillimin e kapaciteteve njerëzore, përmes trajnimit të stafit në përdorimin dhe interpretimin e sistemeve IA–BPMN. Bashkëpunimi ndërmjet ekipeve të riskut, IT-së dhe menaxhimit të proceseve është kyç për të siguruar një zbatim të qëndrueshëm dhe efektiv të këtyre teknologjive. Vetëm përmes një qasjeje të integruar teknologjike, organizative dhe rregullatore, institucionet bankare mund të përfitojnë plotësisht nga potenciali i inteligjencës artificiale në menaxhimin modern të riskut të kredive.

6.2 Rekomandime për autoritetet rregullatore

Autoritetet rregullatore financiare luajnë një rol kyç në krijimin e një mjedisi të sigurt, transparent dhe të qëndrueshëm për përdorimin e inteligjencës artificiale në proceset e kreditimit. Në këtë kuadër, rekomandohet hartimi dhe miratimi i udhëzimeve specifike për përdorimin e IA në vlerësimin dhe menaxhimin e riskut të kredive, të cilat duhet të jenë të harmonizuara me kuadrin rregullator të Bashkimit Evropian, përfshirë AI Act, udhëzimet e European Banking Authority (EBA) për origjinimin dhe monitorimin e kredive, si dhe parimet që lidhen me mbrojtjen e të drejtave të klientëve dhe vendimmarrjen e drejtë.

Një fokus i veçantë duhet t'i kushtohet shpjegueshmërisë së modeleve algoritmike, duke kërkuar që institucionet bankare të jenë në gjendje të justifikojnë vendimet e automatizuara për kredi në mënyrë të kuptueshme dhe të verifikueshme. Kjo është thelbësore jo vetëm për përputhshmëri rregullatore, por edhe për rritjen e besimit të publikut dhe reduktimin e rrezikut të diskriminimit ose vendimmarrjes jo të drejtë.

Për më tepër, rekomandohet zhvillimi i një kuadri kombëtar për auditimin algoritmik, i cili të përcaktojë standarde për testimin, validimin dhe monitorimin e modeleve të inteligjencës

artificiale të përdorura në bankë. Ky kuadër duhet të përfshijë mekanizma për vlerësimin e rrezikut të modeleve, identifikimin e devijimeve në performancë (model drift), si dhe procedura për ndërhyrje korrigjuese në rastet kur modelet nuk përmbushin kriteret e kërkuara.

Një tjetër rekomandim i rëndësishëm lidhet me ndërtimin e kapaciteteve institucionale brenda autoriteteve mbikëqyrëse për të kuptuar, monitoruar dhe vlerësuar sistemet IA që përdoren nga bankat. Kjo përfshin trajnimin e stafit rregullator në fushat e inteligjencës artificiale, analitikës së të dhënave dhe menaxhimit të proceseve digjitale, si dhe krijimin e njësive të specializuara për mbikëqyrjen e teknologjive të avancuara.

Në përfundim, autoritetet rregullatore duhet të adoptojnë një qasje balancuese ndërmjet inovacionit dhe kontrollit, duke nxitur përdorimin e teknologjive të reja për përmirësimin e stabilitetit financiar, por njëkohësisht duke garantuar transparencë, përgjegjshmëri dhe mbrojtje të interesit publik. Një kuadër rregullator i qartë dhe progresiv do të ndihmojë jo vetëm në minimizimin e rreziqeve që lidhen me IA, por edhe në krijimin e kushteve për një zhvillim të qëndrueshëm të sektorit bankar në epokën digjitale.

6.3 Rekomandime për zhvillim teknologjik

Sistemet e inteligjencës artificiale të përdorura në kontekstin bankar duhet të shoqërohen domosdoshmërisht me mekanizma të strukturuar për testimin e bias-it algoritmik, me qëllim identifikimin dhe minimizimin e rrezikut të vendimmarrjes diskriminuese ndaj grupeve të caktuara të klientëve. Këto mekanizma duhet të përfshijnë analiza të rregullta të shpërndarjes së rezultateve, testime krahasuese ndërmjet segmenteve të ndryshme demografike dhe monitorim të vazhdueshëm të ndikimit të modeleve në kohë. Paralelisht, është e nevojshme të vendosen histori të plota versionimi të modeleve, të cilat dokumentojnë ndryshimet në arkitekturë, parametra dhe të dhëna trajnimi, duke garantuar gjurmueshmëri dhe auditueshmëri të plotë gjatë gjithë ciklit jetësor të modelit. Në këtë kuadër, simulimet e stres-testimit të modeleve IA përbëjnë një element thelbësor për vlerësimin e qëndrueshmërisë së tyre ndaj skenarëve ekstremë ekonomikë dhe ndryshimeve të papritura në sjelljen e portofolit të kredive.

Një tjetër rekomandim i rëndësishëm lidhet me integrimin e teknikave të process mining në menaxhimin e proceseve të biznesit (BPM). Përmes analizës së ngjarje logs dhe të dhënave reale të ekzekutimit të proceseve, process mining mundëson zbulimin automatik të devijimeve, vonesave dhe anomalive në rrjedhat operative, duke ofruar një pamje faktike dhe të bazuar në të dhëna të performancës reale të proceseve. Ky integrim forcon dimensionin analitik të BPM dhe krijon mundësi për optimizim të vazhdueshëm të proceseve, përputhje më të mirë me modelet e projektuara BPMN dhe identifikim të hershëm të rreziqeve operacionale.

Për më tepër, ngritja e platformave të integruara përmes API-ve bankare dhe parimeve të Open Banking përfaqëson një hap strategjik drejt rritjes së ndërveprueshmërisë dhe automatizimit të shkëmbimit të të dhënave në kohë reale. Integrimi i burimeve të jashtme të të dhënave, si informacioni financiar i klientëve nga institucione të tjera, të dhëna alternative apo shërbime të palëve të treta, mundëson pasurimin e modeleve të riskut dhe rrit saktësinë e parashikimeve. Njëkohësisht, ky nivel integrimi përmirëson shpejtësinë e vendimmarrjes, redukton fragmentimin e informacionit dhe krijon bazat për zhvillimin e ekosistemeve digjitale bankare më fleksibile dhe të orientuara nga klienti.

Në tërësi, këto rekomandime teknike theksojnë se implementimi i suksesshëm i arkitekturave IA–BPM nuk varet vetëm nga saktësia e modeleve prediktive, por edhe nga qeverisja e tyre, transparenca, integrimi me proceset reale dhe ndërveprueshmëria e të dhënave, duke krijuar një ekuilibër të qëndrueshëm ndërmjet inovacionit teknologjik dhe kontrollit institucional.

6.4 Rekomandime për kërkime të ardhshme

Në vijim të gjetjeve të këtij studimi, kërkimet e ardhshme duhet të fokusohen në zgjerimin dhe thellimin e qasjes së propozuar, duke eksploruar dimensione të reja analitike dhe aplikative të integritit IA–BPM në menaxhimin e riskut të kredive. Një drejtim i rëndësishëm kërkimor konsiston në integrimin e të dhënave makroekonomike dhe financiare si treguesit e papunësisë, inflacioni, normat e interesit dhe ciklet ekonomike në modelet prediktive, me qëllim rritjen e ndjeshmërisë së tyre ndaj ndryshimeve sistematike dhe përmirësimin e kapaciteteve parashikuese në periudha paqëndrueshmërie ekonomike.

Një tjetër fushë premtuese lidhet me eksplorimin e inteligjencës artificiale prescriptive, e cila shkon përtej parashikimit të riskut duke ofruar sugjerime konkrete dhe të automatizuara për veprime optimale. Në kontekstin bankar, kjo përfshin zhvillimin e mekanizmave që propozojnë skenarë ristrukturimi të kredive, ndryshime në afatet e pagesës ose masa parandaluese të personalizuar, të bazuara në profilet individuale të klientëve dhe në analizën e sjelljes së portofolit.

Studime të ardhshme duhet gjithashtu të testojnë performancën e arkitekturave IA–BPM në mjedise reale bankare, duke përfshirë volume të mëdha transaksionesh dhe skenarë operativë kompleksë. Testimi në kushte reale do të mundësonte vlerësimin e shkallëzueshmërisë, qëndrueshmërisë dhe kostos së implementimit, si dhe identifikimin e sfidave praktike që nuk shfaqen në mjedise prototipike ose eksperimentale.

Një aspekt tjetër thelbësor për kërkime të mëtejshme është analiza e ndikimit afatgjatë të modeleve IA–BPM në nivelet e kredive jo-performuese (NPL). Studimet mund të ofrojnë evidencë empirike mbi efektet strukturore të automatizimit dhe vendimmarrjes inteligjente në cilësinë e portofolit të kredive, stabilitetin financiar dhe rezistencën e sistemit bankar ndaj krizave ekonomike.

Së fundmi, një drejtim me rëndësi të veçantë kërkimore lidhet me dimensionin etik dhe social të automatizimit të kreditimit. Kërkimet duhet të analizojnë ndikimin e përdorimit të IA në përfshirjen financiare, aksesin në kredi për grupet vulnerabël dhe rrezikun e përjashtimit financiar. Studimi i balancës ndërmjet efikasitetit algoritmik dhe drejtësisë sociale do të kontribuonte në zhvillimin e modeleve më të përgjegjshme, transparente dhe të qëndrueshme, në përputhje me parimet e etikës dhe rregullimit modern financiar.

Ky kapitull përmyll studimin duke sintetizuar gjetjet kryesore dhe duke ofruar rekomandime për zbatimin praktik të integritetit të Inteligjencës Artificiale me Menaxhimin e Proceseve të Biznesit në menaxhimin e riskut të kredive. Rezultatet tregojnë se arkitektura IA–BPMN përmirëson ndjeshëm efikasitetin operacional, shpejtësinë e vendimmarrjes dhe cilësinë e kontrollit të riskut, duke mundur kalimin nga një qasje reaktive drejt një sistemi proaktiv dhe të orientuar nga të dhënat.

Reduktimi i ndjeshëm i treguesve kohorë (MTTA dhe MTTR), rritja e normës së automatizimit dhe përmirësimi i përmbushjes së SLA-ve dëshmojnë ndikimin transformues të automatizimit inteligjent në proceset e origjinimit dhe monitorimit të kredive. Integrimi i sinjaleve të hershme paralajmëruese ka forcuar kapacitetin parandalues të sistemit dhe ka kontribuar në ruajtjen e cilësisë së portofolit të kredive.

Rekomandimet e kapitullit theksojnë nevojën për adoptimin gradual të arkitekturave IA–BPM nga bankat, forcimin e qeverisjes së modeleve dhe sigurimin e transparencës algoritmike, si dhe krijimin e një kuadri rregullator mbështetës. Në tërësi, studimi konfirmon se integrimi i inteligjencës artificiale në proceset e biznesit përbën një drejtim strategjik për ndërtimin e sistemeve bankare më efikase, më të qëndrueshme dhe më rezistente ndaj riskut në epokën digjitale.

7 REFERENCA

- Accenture. (2024, February 28). Banking in the age of generative AI. <https://www.accenture.com/>
- Accenture. (n.d.). Reinvent banking operations with data and AI. <https://www.accenture.com/>
- AIMultiple. (2025, August 20). Process mining trends & stats (intelligent process mining, hybrid intelligence).
- Albanian Association of Banks. (2025, April 17). Albania on the path to financial integration with Europe: Albanian banks submit applications for SEPA.
- Automation Anywhere. (n.d.). Bancolombia: Intelligent automation case study.
- Bank for International Settlements (BCBS). (2014/2016). Operational risk Revisions to the simpler approaches. Bank for International Settlements.
- Bank of Albania. (2024, November 21). Albania officially part of SEPA geographical scope (Press release).
- Bank of Albania. (2025, April 10). SEPA: Commercial banks in Albania submit applications; cross-border transactions start as of October 2025 (Press release).
- Bank of Albania. (n.d.). Guidelines (Regulatory framework for licensed institutions).
- Banka e Shqipërisë. (2023). Research Newsletter No. 31. <https://www.bankofalbania.org/>
- Banka e Shqipërisë. (2024). Research Newsletter No. 33. <https://www.bankofalbania.org/>
- Barocas, S., Hardt, M., & Narayanan, A. (2023). Fairness and Machine Learning: Limitations and Opportunities. MIT Press.
- Basel Committee on Banking Supervision / Financial Stability Institute. (2021–2023). Revisions to the Principles for the Sound Management of Operational Risk (PSMOR). BIS/FSI.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2019, November 19). Report on open banking and application programming interfaces (APIs). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2021). Principles for Operational Resilience. Bank for International Settlements.
- Bemthuis, R. H., van Beest, N. R. T. P., & Szirbik, N. B. (2025). Towards integrating process mining with agent-based modelling and simulation. Expert Systems with Applications, 260, 124268.
- Blue Prism. (2025). RPA & AI use cases in banking and financial services.

Board of Governors of the Federal Reserve System & OCC. (2011). SR 11-7: Supervisory guidance on model risk management.

Board of Governors of the Federal Reserve System & OCC. (2011). SR 11-7: Supervisory guidance on model risk management. <https://www.federalreserve.gov/>

Bozorgi, Z. D., Senderovich, A., & Sadi, A. A. (2023). Prescriptive process monitoring based on causal effect estimation. *Information Systems*, 114, 102194.

Bussmann, N., Giudici, P., & Marinelli, D. (2021). Explainable AI in credit risk management. *Technological Forecasting and Social Change*, 161, 120072.

Bussmann, N., Giudici, P., & Marinelli, D. (2021). Explainable AI in credit risk management. *Technological Forecasting and Social Change*, 161, 120072.

Ceravolo, P., Di Francescomarino, C., Dumas, M., Maggi, F. M., & Teinemaa, I. (2024). Predictive process monitoring: Concepts, challenges, and future research directions. *Intelligent Systems with Applications*, 20, 200344.

Ceravolo, P., Di Francescomarino, C., Dumas, M., Maggi, F. M., & Teinemaa, I. (2024). Predictive process monitoring: Concepts, challenges, and future research directions. *Intelligent Systems with Applications*, 20, 200344.

Ceravolo, P., Francescomarino, C. D., Dumas, M., Maggi, F. M., & Teinemaa, I. (2024). Predictive process monitoring: Concepts, challenges, and future research directions. *Intelligent Systems with Applications*, 20, 200344.

Chapelle, A. (2019). *Operational Risk Management: Best Practices in the Financial Services Industry*. Wiley.

Consumer Financial Protection Bureau. (2022). Circular 2022-03: Adverse action notification requirements in connection with credit decisions based on complex algorithms. <https://www.consumerfinance.gov/>

Consumer Financial Protection Bureau. (2022). Circular 2022-03: Adverse action notification requirements in connection with credit decisions based on complex algorithms. <https://www.consumerfinance.gov/>

Consumer Financial Protection Bureau. (2023). Circular 2023-03: Adverse action notification requirements and proper use of sample forms. <https://www.consumerfinance.gov/>

Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2018). *Designing and conducting mixed methods research* (3rd ed.). SAGE Publications.

Deloitte. (2025, August 14). Agentic AI in banking. <https://www.deloitte.com/>

Deloitte. (n.d.). The future of AI in banking. <https://www.deloitte.com/>

- Dhamo, Z., Gjeçi, A., Zibri, A., & Prendi, X. (2025). Business distress prediction in Albania: An analysis of classification methods. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(3), 118.
- Di Francescomarino, C., Ghidini, C., Rizzi, W., & Torroni, P. (2022). Predictive process monitoring. In Carmona, J., van der Aalst, W. M. P., & van Dongen, B. F. (Eds.), *Process Mining Handbook* (LNBIP 448, pp. 320–346). Springer.
- Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. arXiv preprint arXiv:1702.08608.
- Dumas, M., La Rosa, M., Mendling, J., & Reijers, H. A. (2018). *Fundamentals of Business Process Management* (2nd ed.). Springer.
- European Banking Authority. (2020). Guidelines on loan origination and monitoring (EBA/GL/2020/06).
- European Banking Authority. (2020). Guidelines on loan origination and monitoring. <https://www.eba.europa.eu/>
- European Banking Authority. (2020). Report on Big Data and Advanced Analytics.
- European Banking Authority. (2020). Report on Big Data and Advanced Analytics. <https://www.eba.europa.eu/>
- European Banking Authority. (2020). Report on Big Data and Advanced Analytics. <https://www.eba.europa.eu/>
- European Banking Authority. (n.d.). Guidelines on loan origination and monitoring (EBA/GL/2020/06). European Banking Authority.
- European Commission. (2024). AI Act: Harmonised rules on artificial intelligence (Regulation (EU) 2024/1689). <https://digital-strategy.ec.europa.eu/>
- European Commission. (2024). AI Act: Harmonised rules on artificial intelligence (Regulation (EU) 2024/1689). <https://digital-strategy.ec.europa.eu/>
- European Commission. (2024). Regulation (EU) 2024/1689 AI Act. EUR-Lex.
- European Data Protection Board. (2018). Guidelines on automated individual decision-making and profiling under GDPR. <https://www.edpb.europa.eu/>
- European Payments Council. (2024, November 21). Albania is now part of the SEPA payment schemes' geographical scope (Press release).
- European Payments Council. (2025, July 22). Albania and SEPA: Advancing payment integration (Insight).

- Fejza, D., Nace, D., & Kulla, O. (2022). The credit risk problemA developing country case study. *Risks*, 10(8), 146.
- Fettke, P., & Di Francescomarino, C. (2025). Business process management and artificial intelligence: Literature survey and future research. *KI Künstliche Intelligenz*, 39(1), 67–79.
- Financial Stability Board. (2024). The financial stability implications of artificial intelligence. <https://www.fsb.org/>
- Fuster, A., Goldsmith-Pinkham, P., Ramadorai, T., & Walther, A. (2019). Predictably unequal? The effects of machine learning on credit markets. *American Economic Review: Insights*, 2(1), 1–20. <https://doi.org/10.1257/pol.20190231>
- GDPR. (n.d.). Article 22: Automated individual decision-making, including profiling. <https://gdpr-info.eu/>
- Guidotti, R., et al. (2018). A survey of methods for explaining black box models. *ACM Computing Surveys*, 51(5), 93.
- Harmon, P. (2019). *Business Process Change: A Business Process Management Guide for Managers and Process Professionals* (4th ed.). Morgan Kaufmann.
- Hoti, T. D. (2024). Analyzing credit risk factors: A Western Balkans case. *Economic Studies (Ikonomicheski Izsledvania)*, 8, 78–90.
- Hurley, M., & Adebayo, J. (2017). Credit scoring in the era of big data. *Yale Journal of Law and Technology*, 18(1), 148–216.
- International Monetary Fund. (2024). Revised Basel Core Principles for Effective Banking Supervision (Policy Paper). IMF.
- International Monetary Fund. (2025). Stress testing the Albanian banking sector: A decade after the global financial crisis. IMF Country Paper.
- Kolleshi, M., et al. (2024). Impact of artificial intelligence on the Albanian banking system (Working Paper). Semantic Scholar.
- Kubrak, K., Milani, F., Nolte, A., & Dumas, M. (2022). Prescriptive process monitoring: Quo vadis? *Business & Information Systems Engineering*, 64(5), 563–584.
- Kubrak, K., Milani, F., Nolte, A., & Dumas, M. (2022). Prescriptive process monitoring: Quo vadis? *KI Künstliche Intelligenz*, 36(4), 363–378.
- Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H.-V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring. *European Journal of Operational Research*, 247(1), 124–136.

- Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H.-V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring. *European Journal of Operational Research*, 247(1), 124–136.
- Li, C., Sun, X., Wang, T., & Zhou, L. (2025). Integrating process mining and machine learning for internal controls: An audit analytics approach. *Journal of Information Systems*, 39(1), 55–78.
- Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *NeurIPS '17*.
- Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *NeurIPS '17*.
- Martens, D., Baesens, B., Van Gestel, T., & Vanthienen, J. (2016). Comprehensible credit scoring models using rule extraction from support vector machines. *European Journal of Operational Research*, 183(3), 1466–1476.
- McKinsey & Company. (2025, Mar 27). How banks can turn AI's promise into real impact. <https://www.mckinsey.com/>
- McKinsey & Company. (2025, March 27). How banks can turn AI's promise into real impact. <https://www.mckinsey.com/>
- Molnar, C. (2022). *Interpretable Machine Learning* (Updated edition).
- Moreira, C., Alves, R. A., & Sousa, P. (2018). Process mining with real world financial loan applications. *PLOS ONE*, 13(12), e0207806. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0207806>
- Mujo, A. (2025). Optimizing NPL risk management strategies through artificial intelligence and predictive analytics. *Bilsel International Sumela Scientific Researches Congress Book*, Trabzon /Türkiye
- Mujo, A., Nikolla, S., Hoxha, E., & Pelivani, E. (2025). Explainable AI in credit scoring: Improving transparency in loan decisions. *Journal of Information Systems Engineering and Management*, 10, 506–515. <https://doi.org/10.52783/jisem.v10i27s.4437>
- NIST. (2023). *AI Risk Management Framework (AI RMF 1.0)*. <https://www.nist.gov/>
- NIST. (2023). *AI Risk Management Framework (AI RMF 1.0)*. NIST AI 100-1.
- NIST. (2024). *Generative AI Profile (AI RMF Companion)*. NIST AI 600-1.
- Phillips, P. J., et al. (2021). Four principles of explainable AI (NIST IR 8312). NIST Publications.
- Regulation (EU) 2024/1689. *Artificial Intelligence Act*. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/>
- Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). “Why should I trust you?” Explaining the predictions of any classifier. *KDD '16*.

- Ross, A., et al. (2021). Learning models for actionable recourse. NeurIPS '21.
- Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high-stakes decisions. *Nature Machine Intelligence*, 1, 206–215.
- Siddiqi, N. (2017). *Intelligent credit scoring: Building and implementing better credit risk scorecards* (2nd ed.). Wiley.
- Tashakkori, A., & Teddlie, C. (2010). *Mixed methodology: Combining qualitative and quantitative approaches*. SAGE Publications
- Topalli, M., & Molishti, L. (2025, March 20). Digital transformation of the Albanian banking system: The results of the Albanian banking sector digitalization survey 2024 (SUERF Policy Note No. 368).
- UiPath. (n.d.). *Automation case studies: Financial services*.
- Ustun, B., Spangher, A., & Liu, Y. (2019). Actionable recourse in linear classification. FAT '19.
- van der Aalst, W. M. P. (2016). *Process Mining: Data Science in Action* (2nd ed.). Springer.
- Vika, I. (2025). Forecasting house prices in Albania with the deep learning LSTM network. *Banka e Shqipërisë*.
- vom Brocke, J., & Mendling, J. (Eds.). (2025). *Business Process Management Cases* (Vol. 3). Springer.
- vom Brocke, J., Mendling, J., & Rosemann, M. (Eds.). (2018). *Business Process Management Cases: Digital Innovation and Business Transformation in Practice* (Vol. 1). Springer.
- vom Brocke, J., Mendling, J., & Rosemann, M. (Eds.). (2020). *Business Process Management Cases* (Vol. 2). Springer.
- Wachter, S., Mittelstadt, B., & Russell, C. (2018). Counterfactual explanations without opening the black box. *Harvard Journal of Law & Technology*, 31(2), 841–887.
- Weske, M. (2019). *Business Process Management: Concepts, Languages, Architectures* (3rd ed.). Springer.
- World Bank. (2020). *Open banking: How to design for financial inclusion*. <https://documents.worldbank.org/>
- World Economic Forum. (2024, December 2). *How agentic AI will transform financial services: Autonomy, efficiency and inclusion*. <https://www.weforum.org/>
- World Economic Forum. (2025, January 21). *Artificial intelligence in financial services*. <https://www.weforum.org/>

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

8 ANEKSE

8.1 Aneks MODELET: Logistic Regression, Random Forest, XGBoost

```
import pandas as pd
```

```
import numpy as np
```

```
from pathlib import Path
```

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, OneHotEncoder
```

```
from sklearn.compose import ColumnTransformer
```

```
from sklearn.pipeline import Pipeline
```

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
```

```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
```

```
from xgboost import XGBClassifier
```

```
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
```

```
from sklearn.metrics import (
```

```
    roc_auc_score,
```

```
    precision_score,
```

```
    recall_score,
```

```
    f1_score,
```

```
    brier_score_loss
```

```
)
```

```
from sklearn.calibration import calibration_curve
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
# -----  
  
# 1. Leximi i të dhënave nga CSV  
  
# -----  
  
data_path = Path("/content/sample_data/credit.csv")  
df = pd.read_csv(data_path)  
  
print("Kolonat ne dataset:")  
print(df.columns.tolist())  
print("\nShembull i te dhenave:")  
print(df.head())  
  
# -----  
  
# 2. FIX i kolonës "default" konvertim ne 0/1  
  
# -----  
  
df["default"] = (  
    df["default"]  
    .astype(str)  
    .str.strip()  
    .str.lower()  
)  
  
df["default"] = df["default"].map({  
    "yes": 1,  
    "no": 0,  
    "y": 1,  
    "n": 0,
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
"1": 1,
"0": 0,
})

df["default"] = df["default"].fillna(0).astype(int)

print("\nDistribucioni i target 'default' (0/1):")
print(df["default"].value_counts())

# -----
# 3. Definimi i target-it dhe veçorive
# -----

target_col = "default"
y = df[target_col]

feature_cols = [c for c in df.columns if c != target_col]
X = df[feature_cols].copy()

numeric_features = [
    "months_loan_duration",
    "amount",
    "percent_of_income",
    "years_at_residence",
    "age",
    "existing_loans_count",
    "dependents",
]

# Sigurohemi që numeriket janë numerik
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
for col in numeric_features:
    X[col] = pd.to_numeric(X[col], errors="coerce")

# Kategorike: pjesa tjetër
categorical_features = [c for c in feature_cols if c not in numeric_features]

print("\nNumerike:", numeric_features)
print("\nKategorike:", categorical_features)

# -----
# 4. Preprocessing: Scale per numeriket, One-Hot per kategoriket
# -----
numeric_transformer = StandardScaler()
categorical_transformer = OneHotEncoder(handle_unknown="ignore")

preprocessor = ColumnTransformer(
    transformers=[
        ("num", numeric_transformer, numeric_features),
        ("cat", categorical_transformer, categorical_features),
    ]
)

# -----
# 5. Ndarja Train / Test
# -----
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
X,  
y,  
test_size=0.3,  
random_state=42,  
stratify=y,  
)  
  
print("\nTrain size:", X_train.shape, "Test size:", X_test.shape)
```

```
# -----
```

```
# 6. Definimi i modeleve
```

```
# -----
```

```
models = {  
    "Logistic Regression": Pipeline(  
        steps=[  
            ("preprocess", preprocessor),  
            ("model", LogisticRegression(  
                solver="lbfgs",  
                max_iter=1000,  
                n_jobs=-1  
            )),  
        ]  
    ),  
}
```

```
"Random Forest": Pipeline(  
    steps=[  
        ("preprocess", preprocessor),
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
("model", RandomForestClassifier(  
    n_estimators=300,  
    max_depth=None,  
    min_samples_split=5,  
    min_samples_leaf=3,  
    random_state=42,  
    n_jobs=-1,  
)),  
]  
)
```

```
"XGBoost": Pipeline(  
    steps=[  
        ("preprocess", preprocessor),  
        ("model", XGBClassifier(  
            n_estimators=250,  
            max_depth=4,  
            learning_rate=0.05,  
            subsample=0.8,  
            colsample_bytree=0.8,  
            objective="binary:logistic",  
            eval_metric="logloss",  
            random_state=42,  
            n_jobs=-1,  
        )),  
    ]  
)
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
}
```

```
# -----
```

```
# 7. Funksion vleresimi
```

```
# -----
```

```
def evaluate_model(name, model, X_train, y_train, X_test, y_test, threshold=0.5):
```

```
    print(f"\n>>> Trajnoj modelin: {name}")
```

```
    model.fit(X_train, y_train)
```

```
    y_prob = model.predict_proba(X_test)[:, 1]
```

```
    y_pred = (y_prob >= threshold).astype(int)
```

```
    metrics = {
```

```
        "Model": name,
```

```
        "AUC": roc_auc_score(y_test, y_prob),
```

```
        "Precision": precision_score(y_test, y_pred, zero_division=0),
```

```
        "Recall": recall_score(y_test, y_pred, zero_division=0),
```

```
        "F1": f1_score(y_test, y_pred, zero_division=0),
```

```
        "Brier": brier_score_loss(y_test, y_prob),
```

```
    }
```

```
    return metrics, y_prob
```

```
# -----
```

```
# 8. Trajnimi i modeleve dhe metrikat
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
# -----  
  
all_results = []  
probs_by_model = {}  
  
for name, pipeline in models.items():  
    metrics, y_prob = evaluate_model(  
        name,  
        pipeline,  
        X_train,  
        y_train,  
        X_test,  
        y_test,  
        threshold=0.5,  
    )  
    all_results.append(metrics)  
    probs_by_model[name] = y_prob  
  
results_df = pd.DataFrame(all_results)  
  
print("\n===== METRIKAT =====")  
print(results_df[["Model", "AUC", "Precision", "Recall", "F1", "Brier"]].round(4))  
  
# -----  
  
# 9. Calibration / Reliability Diagram  
  
# -----  
  
plt.figure(figsize=(7, 6))  
  
plt.plot([0, 1], [0, 1], "k--", label="Perfect calibration")
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
for name, y_prob in probs_by_model.items():
    frac_pos, mean_pred = calibration_curve(
        y_test,
        y_prob,
        n_bins=10,
        strategy="quantile"
    )
    plt.plot(mean_pred, frac_pos, marker="o", linewidth=1, label=name)

plt.xlabel("Probabiliteti i parashikuar (mesatar per bin)")
plt.ylabel("Frekuenca e vëzhguar (fraction of positives)")
plt.title("Calibration / Reliability Diagram - credit.csv")
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()

# -----
# AUC–ROC Curve për të gjitha modelet
# -----

plt.figure(figsize=(7, 6))

for name, y_prob in probs_by_model.items():
    fpr, tpr, _ = roc_curve(y_test, y_prob)
    roc_auc = auc(fpr, tpr)
    plt.plot(fpr, tpr, linewidth=1.5, label=f"{name} (AUC = {roc_auc:.4f})")

plt.plot([0, 1], [0, 1], "k--", label="Random guess")
```

```
plt.xlabel("False Positive Rate (1 - Specificity)")
plt.ylabel("True Positive Rate (Sensitivity)")
plt.title("ROC Curve Krahasimi i Modeleve (credit.csv)")
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()

# -----
# SHAP Interpretueshmëria për modelet Tree (RF & XGBoost)
# -----

rf_pipeline = models["Random Forest"]
xgb_pipeline = models["XGBoost"]

prep = rf_pipeline.named_steps["preprocess"]

rf_model = rf_pipeline.named_steps["model"]
xgb_model = xgb_pipeline.named_steps["model"]

X_train_trans = prep.transform(X_train)
X_test_trans = prep.transform(X_test)

ohe = prep.named_transformers_["cat"]
ohe_feature_names = ohe.get_feature_names_out(categorical_features)

feature_names = np.concatenate([numeric_features, ohe_feature_names])
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
print("Numri i veçorive pas transformimit:", len(feature_names))
```

```
# ----- SHAP për Random Forest -----
```

```
explainer_rf = shap.TreeExplainer(rf_model)
```

```
shap_values_rf = explainer_rf(X_test_trans)
```

```
# Summary plot ndikimi global i veçorive
```

```
shap.summary_plot(
```

```
    shap_values_rf,
```

```
    X_test_trans,
```

```
    feature_names=feature_names,
```

```
    show=True
```

```
)
```

```
# ----- SHAP për XGBoost -----
```

```
explainer_xgb = shap.TreeExplainer(xgb_model)
```

```
shap_values_xgb = explainer_xgb(X_test_trans)
```

```
shap.summary_plot(
```

```
    shap_values_xgb,
```

```
    X_test_trans,
```

```
    feature_names=feature_names,
```

```
    show=True
```

```
)
```

```
idx = 15
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
shap.plots.waterfall(
    shap.Explanation(
        values=shap_values_xgb[idx],
        base_values=explainer_xgb.expected_value,
        data=X_test_trans[idx],
        feature_names=feature_names,
    )
)

import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

# -----
# FIX SHAP VALUES → vetëm klasa DEFAULT (1)
# -----

shap_matrix = shap_values_rf.values

print("Original SHAP shape:", shap_matrix.shape)

if shap_matrix.ndim == 3:
    shap_matrix = shap_matrix[:, :, 1]

while shap_matrix.ndim > 2:
    shap_matrix = shap_matrix[..., 0]

print("Fixed SHAP shape:", shap_matrix.shape)
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
# -----  
# ABSOLUTE SHAP VALUES (importance)  
# -----  
shap_abs = np.abs(shap_matrix)  
  
# -----  
# ZGJEDHJA E TOP FEATURES  
# -----  
mean_importance = shap_abs.mean(axis=0)  
  
top_k = 20  
top_idx = np.argsort(mean_importance)[-top_k:]  
  
top_features = np.array(feature_names)[top_idx]  
top_values = shap_abs[:, top_idx]  
  
print("Final heatmap shape:", top_values.shape)  
  
# -----  
# SHAP HEATMAP  
# -----  
plt.figure(figsize=(10, 5))  
  
sns.heatmap(  
    top_values[:50], # 50 raste  
    cmap="viridis",
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
xticklabels=top_features,  
yticklabels=False  
)  
  
plt.xlabel("Features")  
plt.ylabel("Instances")  
plt.title("SHAP Heatmap Top 20 Features (Random Forest)")  
plt.tight_layout()  
plt.show()
```

8.2 Aneks Analiza EDA

```
import pandas as pd
```

```
import numpy as np
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
from google.colab import files
```

```
uploaded = files.upload()
```

```
df = pd.read_csv("credit.csv")
```

```
print("Shape:", df.shape)
```

```
display(df.head())
```

```
print("\n--- INFO ---")
```

```
df.info()
```

```
# 3) Missing values
```

```
print("\n--- Missing values ---")
```

```
missing = df.isnull().sum().sort_values(ascending=False)
```

```
display(missing[missing > 0])
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

4) Statistika për numeriket

```
num_cols = df.select_dtypes(include=[np.number]).columns
```

```
cat_cols = df.select_dtypes(exclude=[np.number]).columns
```

```
print("\nNumerike:", list(num_cols))
```

```
print("Kategorike:", list(cat_cols))
```

```
print("\n--- DESCRIBE (Numerike) ---")
```

```
display(df[num_cols].describe())
```

```
print("\n--- DESCRIBE (Kategorike) ---")
```

```
display(df[cat_cols].describe())
```

5) Shpërndarja e target-it (default)

```
print("\n--- Target distribution (default) ---")
```

```
target_counts = df["default"].value_counts()
```

```
display(target_counts)
```

```
plt.figure()
```

```
target_counts.plot(kind="bar")
```

```
plt.title("Default distribution")
```

```
plt.xlabel("default")
```

```
plt.ylabel("count")
```

```
plt.show()
```

6) Histogram për variablat numerike

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
for c in num_cols:
```

```
    plt.figure()
    df[c].hist(bins=30)
    plt.title(f"Histogram: {c}")
    plt.xlabel(c)
    plt.ylabel("frequency")
    plt.show()
```

7) Boxplot per numeriket (outliers)

```
for c in num_cols:
```

```
    plt.figure()
    plt.boxplot(df[c].dropna(), vert=False)
    plt.title(f"Boxplot: {c}")
    plt.xlabel(c)
    plt.show()
```

8) Korelacioni mes numerikeve

```
corr = df[num_cols].corr(numeric_only=True)
print("\n--- Correlation matrix (numerike) ---")
display(corr)
```

```
plt.figure(figsize=(8,6))
plt.imshow(corr, aspect="auto")
plt.colorbar()
plt.xticks(range(len(num_cols)), num_cols, rotation=90)
plt.yticks(range(len(num_cols)), num_cols)
plt.title("Correlation heatmap (numerike)")
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
plt.tight_layout()
```

```
plt.show()
```

```
# 9) Analyze Default vs Numerike (mesatare)
```

```
print("\n--- Mesatare numerike sipas default ---")
```

```
group_means = df.groupby("default")[num_cols].mean()
```

```
display(group_means)
```

```
# 10) Analyze Default vs Kategorike (proportione)
```

```
print("\n--- Kategorike: Default rate per kategori ---")
```

```
for c in cat_cols:
```

```
    if c == "default":
```

```
        continue
```

```
    ct = pd.crosstab(df[c], df["default"], normalize="index") * 100
```

```
    print(f"\n== {c} (row %) ==")
```

```
    display(ct)
```

```
# 11) Top kategori per disa kolona kryesore
```

```
top_cols =
```

```
["checking_balance", "credit_history", "purpose", "savings_balance", "employment_duration", "housing", "job"]
```

```
for c in top_cols:
```

```
    if c in df.columns:
```

```
        print(f"\n--- Top categories: {c} ---")
```

```
        display(df[c].value_counts().head(10))
```

Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

```
Kolonat ne dataset:
['checking_balance', 'months_loan_duration', 'credit_history', 'purpose', 'amount', 'savings_balance', 'employment_duration', 'percent_of_income', 'years_at_residence', 'age', 'oth

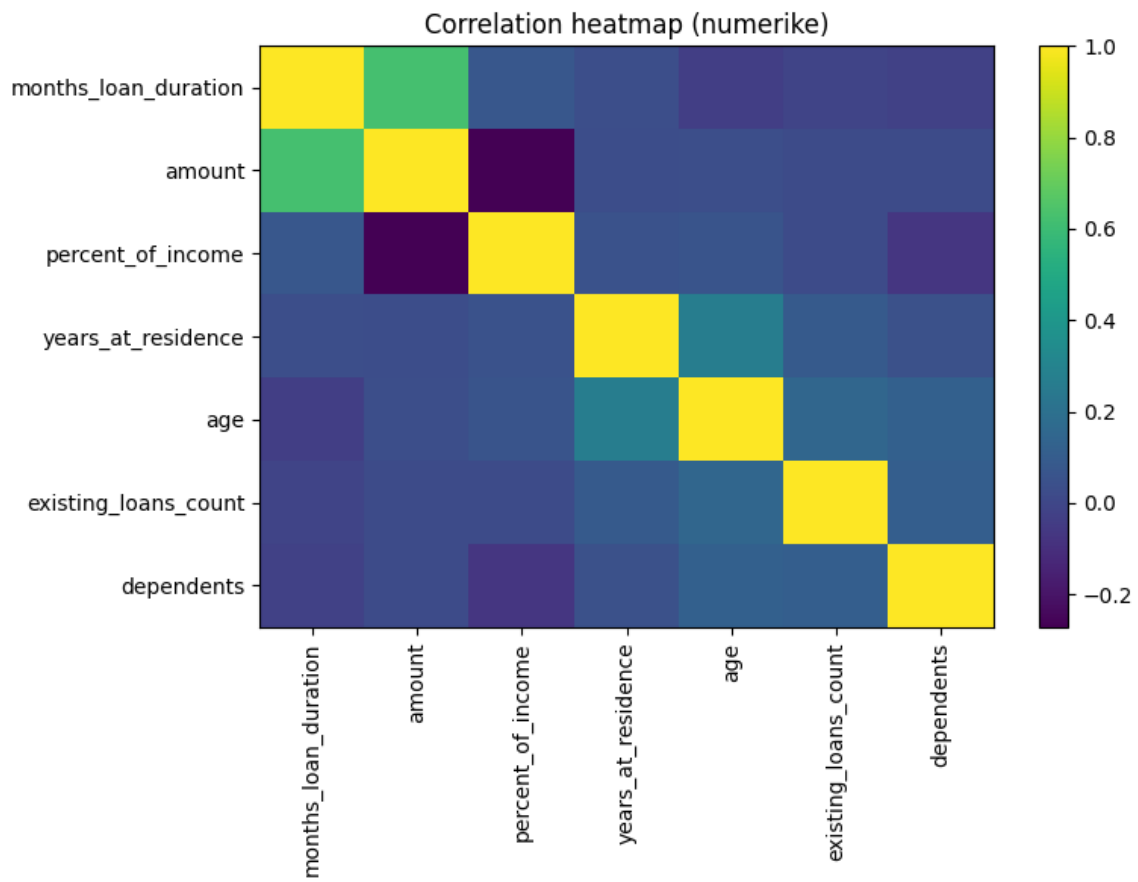
Shembull i te dhenave:
checking_balance months_loan_duration credit_history purpose \
0 < 0 DM 6 critical furniture/appliances
1 1 - 200 DM 48 good furniture/appliances
2 unknown 12 critical education
3 < 0 DM 42 good furniture/appliances
4 < 0 DM 24 poor car

amount savings_balance employment_duration percent_of_income \
0 1169 unknown > 7 years 4
1 5951 < 100 DM 1 - 4 years 2
2 2096 < 100 DM 4 - 7 years 2
3 7882 < 100 DM 4 - 7 years 2
4 4870 < 100 DM 1 - 4 years 3

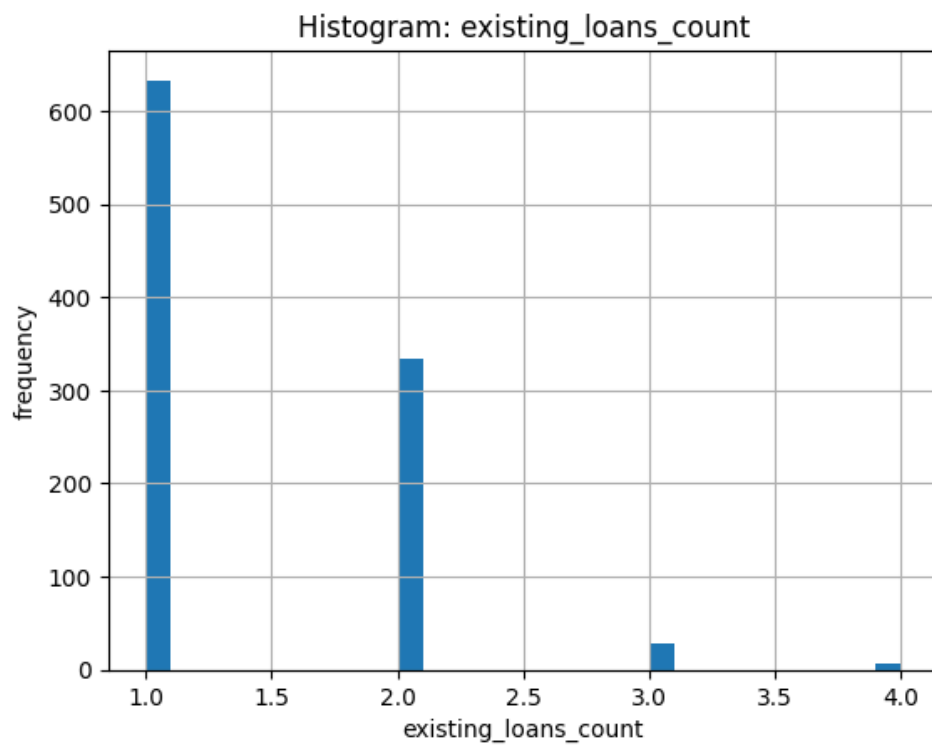
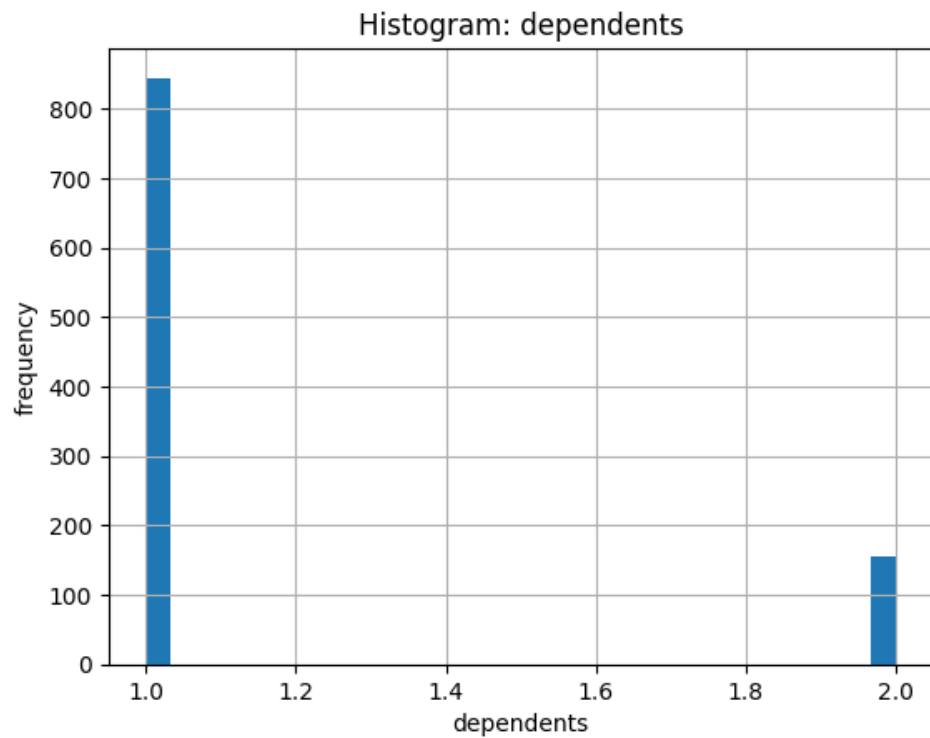
years_at_residence age other_credit housing existing_loans_count \
0 4 67 none own 2
1 2 22 none own 1
2 3 49 none own 1
3 4 45 none other 1
4 4 53 none other 2

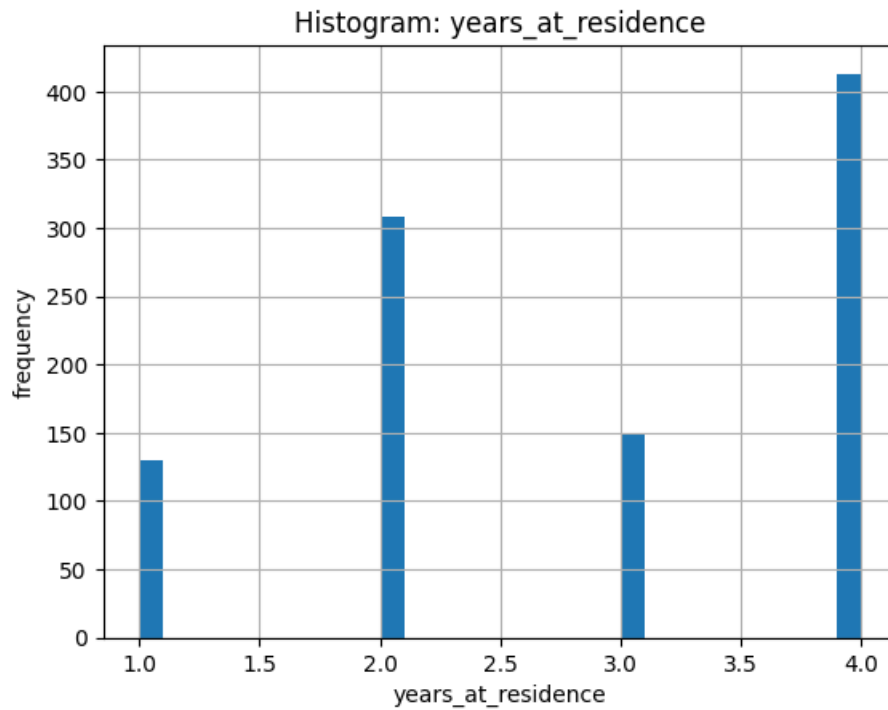
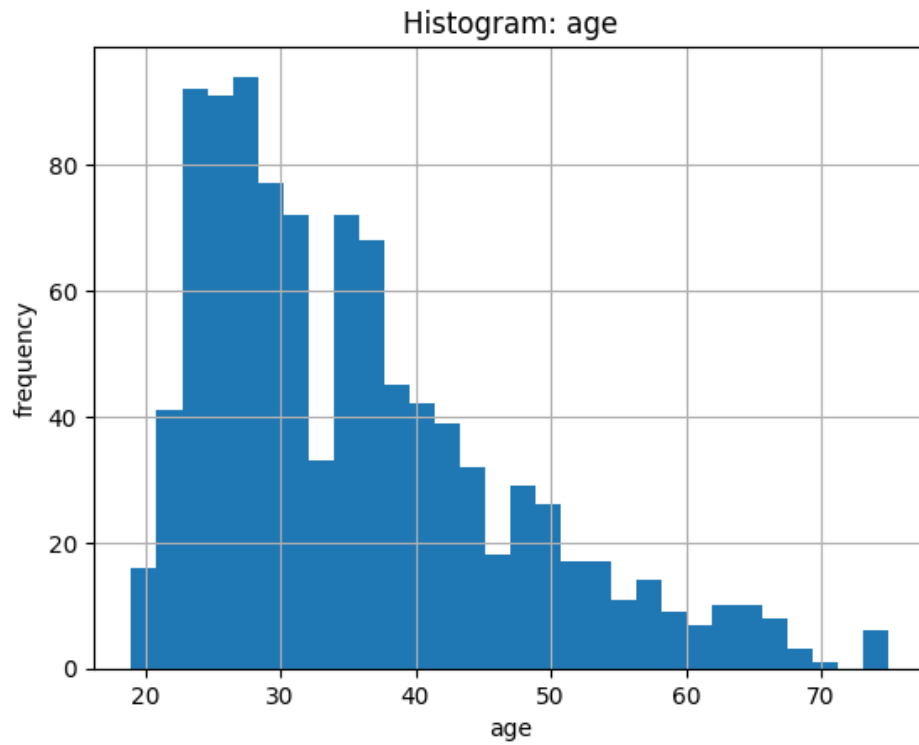
job dependents phone default
0 skilled 1 yes no
1 skilled 1 no yes
2 unskilled 2 no no
3 skilled 2 no no
4 skilled 2 no yes
```

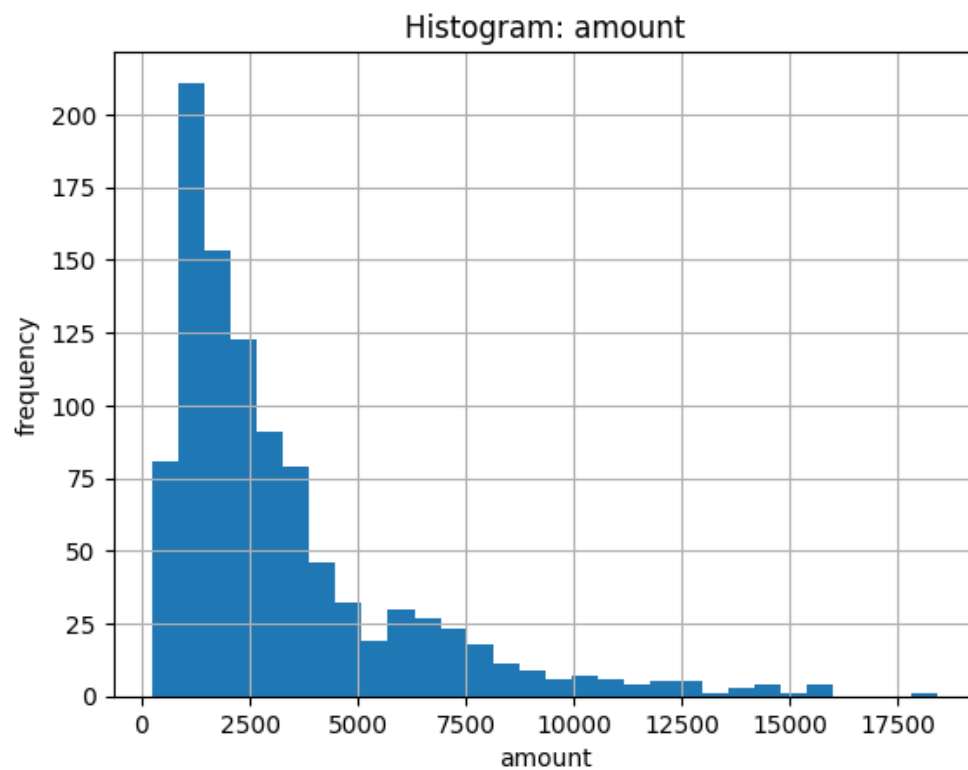
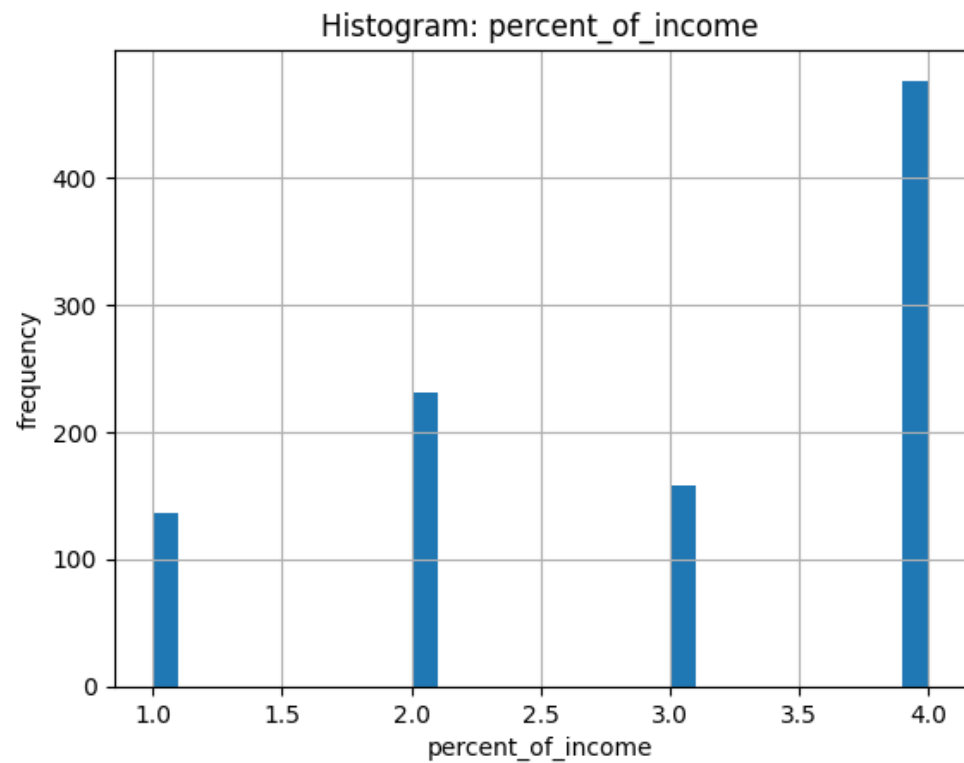
Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare



Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare







Analizimi dhe aplikimi i Inteligjencës Artificiale dhe Menaxhimit të Proceseve të Biznesit për parashikimin dhe menaxhimin e riskut të kredive në sistemet bankare

