

KREDİT RİSKİNİN PROQNOZLAŞDIRILMASINDA İSTİFADƏ OLUNAN SÜNİ İNTELLEKT MODELLƏRİ

**Ramil Şahin oğlu Məmmədov, Sadiq Faiq oğlu İsgəndərli, Nicat Arif oğlu Məlikov,
Kənan Məhəddin oğlu Mustafazadə, Səbinə Natiq qızı Səməd-zadə**
Azərbaycan Texniki Universiteti, Bakı, Azərbaycan

ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELS USED IN CREDIT RISK PREDICTION

**Ramil Shahin Mammadov, Sadiq Faig Isgandarli, Nijat Arif Malikov,
Kanan Meheddin Mustafazade, Sabina Natig Samed-zade**

*Azerbaijan Technical University, Baku, Azerbaijan: ramilmammadov751@gmail.com, sadiqisgandarli@gmail.com,
melikovnicat20022@gmail.com, kenan.mustafa.2001@mail.ru, sabinasamadzada10@gmail.com
<https://orcid.org/0009-0000-1991-7765>, <https://orcid.org/0009-0007-9686-5533>,
<https://orcid.org/0009-0001-9290-4618>, <https://orcid.org/0009-0009-2555-8338>,
<https://orcid.org/0009-0008-3831-9515>*

Abstract. Artificial intelligence (AI) models are making a significant contribution to improving the accuracy, efficiency, and decision-making of credit risk prediction in modern financial institutions. Traditional credit risk assessment is largely based on statistical methods such as logistic regression, which, while effective in certain cases, have limitations in identifying complex and nonlinear relationships between financial data. Artificial intelligence methods such as machine learning (ML) and deep learning (DL) provide more advanced forecasting capabilities due to their ability to process large data sets and detect complex patterns. Machine learning models such as decision trees, random forests, gradient boosting machines (GBM), and support vector machines (SVM) are widely used in modern credit scoring systems. Deep learning models, especially neural networks, provide higher accuracy in credit risk assessment with their ability to learn from high-dimensional data and detect hidden correlations that traditional models cannot identify. Artificial intelligence-based credit risk prediction not only enables more accurate risk assessment, but also reduces credit default rates and increases financial inclusion based on non-traditional credit criteria. However, along with the application of these technologies, important ethical and legal issues arise, such as data privacy, model explainability and potential bias. For this reason, regulators and financial institutions implement strict controls and regulations to ensure that AI-based credit scoring systems comply with transparency, fairness and ethical standards.

Keywords: Credit risk, Prediction, Artificial intelligence, Model

© 2025 Azerbaijan Technical University. All rights reserved.

Giriş

Kredit riskinin proqnozlaşdırılmasında süni intellekt modelləri bir sıra əsas səbəblərə görə xüsusi aktualıq kəsb edir. Logistlik reqressiya və qərar ağacları kimi ənənəvi kredit riski qiymətləndirmə modelləri, maliyyə məlumatlarında mövcud olan mürəkkəb və qeyri-xətti əlaqələri əhatə etməkdə çox zaman məhdudiyyətlərlə qarşılaşır. Maşın öyrənməsi və dərin öyrənmə alqoritmlərini əhatə edən süni intellekt modelləri isə geniş həcmli məlumatları emal etməklə və borcalanların davranışlarında gizli nümunələri aşkar etməklə proqnozlaşdırma dəqiqliyini əhəmiyyətli dərəcədə artırır.

Süni intellektə əsaslanan kredit riski modelləri əməliyyat tarixçəsi, sosial media fəaliyyəti və alternativ kredit skoring göstəriciləri daxil olmaqla böyük və müxtəlif məlumat dəstələrini təhlil etməklə, ənənəvi modellərlə müqayisədə daha əhatəli və dəqiq risk qiymətləndirməsi təmin edə bilər. Kredit riskinin qiymətləndirilməsi prosesini avtomatlaşdırmaqla, süni intellekt (AI) insan müdaxiləsinə olan ehtiyacı azaldır, səhvləri minimuma endirir və maliyyə institutları üçün əməliyyat xərclərinin optimallaşdırılmasına şərait yaradır.

Statik kredit skoringi yanaşmalarından fərqli olaraq, süni intellekt əsaslı modellər yeni məlumatlar əsasında davamlı öyrənmə qabiliyyətinə malikdir və bu, maliyyə institutlarına dəyişən iqtisadi şəraitə və yaranan risk faktorlarına çevik şəkildə uyğunlaşmaq imkanı verir. Bu xüsusiyyət, xüsusilə maliyyə böhranları və ya kəskin bazar dalğalanmaları şəraitində xüsusi əhəmiyyət kəsb edir.

Süni intellekt modelləri ənənəvi kredit ballarından kənarda daha geniş spektrli amilləri nəzərə almaqla kredit qərarlarında qərəzliliyin azaldılmasına töhfə verə bilər. Bununla yanaşı, alqoritmik

ayrı-seçkiliyin qarşısını almaq üçün modelin diqqətlə dizayn edilməsi və effektiv tənzimləyici nəzarət vacib əhəmiyyət daşıyır. Artan tənzimləyici tələblər fonunda süni intellekt modelləri şəffaf və izah edilə bilən risk təxminləri təqdim etməklə banklara risklərin qiymətləndirilməsi üzrə normativ standartlara riayət etməyə, həmçinin Basel III və IFRS 9 kimi beynəlxalq tənzimləmələrə uyğunluğu təmin etməyə kömək edir.

Maliyyə bazarlarının artan mürəkkəbliyi daha dəqiq, səmərəli və adaptiv risk qiymətləndirmə metodlarına olan tələbat fonunda, süni intellekt modelləri kredit riskinin proqnozlaşdırılması sahəsində həm akademik tədqiqatların, həm də sənaye tətbiqlərinin diqqət mərkəzində qalmaqdadır.

Tədqiqatın məqsədi və məsələnin qoyuluşu

Bu tədqiqatın əsas məqsədi kredit riskinin proqnozlaşdırılmasında müxtəlif süni intellekt modellərinin effektivliyini və tətbiq imkanlarını qiymətləndirməkdən ibarətdir. Tədqiqatın əsas hədəfi, borcalanın defolt ehtimalını dəqiq şəkildə proqnozlaşdırmaq baxımından maşın öyrənməsi modellərinin, xüsusilə logistik regressiya, qərar ağacları (decision trees), qradient gücləndirici maşınlar (GBM), dəstək vektor maşınları (SVM) və süni neyron şəbəkələrinin performansını qiymətləndirməkdir. Tədqiqatın məqsədlərindən biri də kredit riskinin qiymətləndirilməsi sahəsində tez-tez müşahidə olunan mürəkkəb, yüksək ölçülü və balanssız məlumat dəstələrinin idarə olunmasında hər bir modelin güclü və zəif cəhətlərini müəyyən etməkdir. Eyni zamanda, bu tədqiqat süni intellekt modellərinin maliyyə institutları üçün dəqiqlik və hesablama baxımından səmərəlilik arasında optimal tarazlığı təmin etmə potensialına dair analitik nəticələr təqdim etməyi qarşıya məqsəd qoyur.

Bu tədqiqatda həll edilən əsas problem kredit təşkilatlarının kredit qabiliyyətinin qiymətləndirilməsi prosesində qarşılaşdığı mürəkkəbliklərin və artan maliyyə risklərinin idarə olunmasıdır. Ənənəvi kredit skoring modelləri, xüsusilə atributlar arasında mürəkkəb qarşılıqlı əlaqələrin mövcud olduğu geniş və müxtəlif həcmli məlumat dəstələri ilə işləyən ssenarilərdə borcalanların defolt riskini dəqiq şəkildə qiymətləndirməkdə məhdudiyyətlərə malik ola bilər. Defolt hallarının qeyri-defoltlarla müqayisədə nisbətən nadir rast gəlinəndi balanssız məlumat dəstələrinin geniş yayılması bu qiymətləndirmə prosesini daha da mürəkkəbləşdirir. Daha dəqiq və verilənlərə əsaslanan kredit qərarlarına olan tələbatın artdığı müasir şəraitdə, əsas problem bu çağırışlara effektiv cavab verə biləcək, kreditorlara əsaslandırılmış kredit qərarları qəbul etmək üçün etibarlı və praktik nəticələr təqdim edə biləcək süni intellekt modellərinin müəyyən edilməsidir.

Logistik regressiya defolt və ya qeyri-defolt kimi ikili nəticələrin ehtimalını qiymətləndirmək baxımından sadəliyi və hesablama baxımından səmərəliliyi səbəbilə kredit riskinin qiymətləndirilməsində geniş şəkildə tətbiq olunan statistik modellərdən biridir. Bu model xüsusilə asılı dəyişənin kateqoriyalı və iki mümkün nəticədən ibarət olduğu hallarda istifadəyə yararlıdır. Kredit riski kontekstində logistik regressiya borcalanın öhdəliklərini yerinə yetirib-yetirməyəcəyini müxtəlif proqnozlaşdırıcı dəyişənlər əsasında ehtimal formasında qiymətləndirməyə imkan verir.

Model, defolt hadisəsinin loqarifmik ehtimalını müstəqil dəyişənlərin xətti kombinasiyası vasitəsilə modelləşdirir. Bu proqnozlaşdırıcı dəyişənlərə adətən kredit balı, gəlir səviyyəsi, borcun gəlirə nisbəti, müraciət edilən kredit məbləği və məşğulluq statusu kimi amillər daxildir. Logistik regressiya funksiyası bu dəyişənlərin xətti kombinasiyasını 0 ilə 1 arasında dəyişən ehtimala çevirir ki, bu da borcalanın defolt ehtimalı kimi şərh olunur [1].

Logistik regressiyanın kredit riski modelləşdirməsində əsas üstünlüklərindən biri onun hesablama baxımından yüksək səmərəliliyi və nəticələrinin asanlıqla şərh edilə bilməsidir. Model hər bir proqnozlaşdırıcı dəyişən ilə defolt ehtimalı arasındakı əlaqəni riyazi baxımdan təmsil edən əmsallar təqdim edir və bu da əsas risk faktorlarının aydın şəkildə müəyyənəndirilməsinə şərait yaradır. Məsələn, daha yüksək borc-gəlir nisbəti və ya aşağı kredit balı daha yüksək defolt ehtimalı ilə pozitiv korrelyasiya göstərə bilər.

Qərar ağacları (decision trees), yüksək interpretasiya qabiliyyəti və sadə struktura malik olmaları səbəbilə kredit riskinin proqnozlaşdırılmasında geniş şəkildə tətbiq olunan maşın öyrənməsi modellərindən biridir. Kredit riskinin qiymətləndirilməsi sahəsində bu model, məsələn "Borcalanın

gəliri 50.000 ABŞ dollarından yüksəkdirmi?" və ya "Kredit balı 600-dən aşağıdadırmı?" kimi ikili suallar əsasında qərar vermək üçün istifadə oluna bilər. Model struktur etibarilə ikili qərarların və ya sualların məntiqi silsiləsi əsasında verilənləri qruplaşdırır; burada hər bir qovşaq konkret qərar nöqtəsini, budaqlar isə bu qərarların nəticələrini təmsil edir [2]. Nəticədə model terminal qovşaqlara qədər inkişaf edərək borcalanın defolt olub-olmaması kimi proqnozlaşdırılan nəticəni təqdim edir.

Qərar ağacının (decision tree) qurulması prosesi hər bir qərar nöqtəsində ən yüksək informasiya daşıyan xüsusiyyətlərin (məsələn, gəlir səviyyəsi, kredit balı, borc-gəlir nisbəti) seçilməsini əhatə edir. Bu prosesin məqsədi verilənləri elə şəkildə bölməkdir ki, əmələ gələn alt qruplar hədəf dəyişən – adətən defolt və ya qeyri-defolt statusu baxımından mümkün qədər homogen olsun. Bu məqsədə nail olmaq üçün entropiya kimi ölçü meyarlarından istifadə olunur ki, bunlar verilən arakəsmələrin informasiya dəyərini qiymətləndirməyə imkan verir.

Bu modelin əsas üstünlüklərindən biri onların interpretasiya olunmasının asanlığıdır. Blok diaqramına bənzər strukturu qərar qəbul edən maraqlı tərəflərə, o cümlədən kredit analitiklərinə və tənzimləyici qurumlara, qərar qəbul etmə prosesinin vizual şəkildə izlənilməsinə imkan yaradır. Bankçılıq sektoru kimi qərarların müştərilərə və tənzimləyicilərə əsaslandırılmış şəkildə izah edilməsinin vacib olduğu sahələrdə bu cür şəffaflıq xüsusi əhəmiyyət daşıyır.

Bununla belə, bu model bəzi məhdudiyyətlərə malikdir. Onlar təlim verilənlərinə həddən artıq uyğunlaşmağa (overfitting) meyilli ola bilərlər və nəticədə model yeni, görünməyən verilənlər üzərində zəif ümumiləşdirmə performansını göstərir. Bu çatışmazlıqların aradan qaldırılması və modelin ümumi proqnozlaşdırma qabiliyyətinin artırılması məqsədilə Random Forests, eləcə də Qradiyent Gücləndirici Maşınlar (Gradient Boosting Machines) kimi metodlarından istifadə edilir.

Qradiyent artırma maşınları (GBM) kredit riskinin proqnozlaşdırılması sahəsində geniş istifadə olunan güclü öyrənmə modelləri sinfinə aiddir. XGBoost, LightGBM və CatBoost kimi tanınmış tətbiqləri əhatə edən GBM-lər, çoxsaylı qərar ağaclarını ardıcıl şəkildə öyrədərək yüksək dəqiqliyə malik proqnozlaşdırıcı modellər yaradır [3]. Hər bir yeni ağac əvvəlki modelin buraxdığı səhvləri düzəltmək məqsədilə qurulur ki, bu da yekun modelin proqnoz dəqiqliyini əhəmiyyətli dərəcədə artırır. GBM-lərin təkrarlanan (iterativ) quruluşu, həm qərəzliyi (bias), həm də dəyişkənliyi (variance) azaltmaqla ümumi model performansının optimallaşdırılmasında xüsusi səmərəlilik nümayiş etdirir.

Dəstək Vektor Maşınları (SVM) əsasən təsnifat problemlərinin həlli üçün istifadə olunan nəzarət olunan öyrənmə modelləri sinfinə aiddir. Kredit riskinin proqnozlaşdırılması kontekstində SVM-lər xüsusiyyətlər məkanında iki sinfi ayıran optimal hiperplanı tapmaqla borcalanları defolt və qeyri-defolt kimi təsnif etmək məqsədilə tətbiq olunur. SVM-in əsas məqsədi hər bir sinifdən ən yaxın müşahidə nöqtələri (dəstək vektorları) ilə müəyyən olunan marjı maksimuma çatdıran hiperplanı müəyyənləşdirməkdir ki, bu da siniflər arasında daha dəqiq və sabit ayırma təmin edir [5].

SVM-lər xüsusiyyətlərin (məsələn, kredit balı, gəlir səviyyəsi, borc-gəlir nisbəti və s.) sayının müşahidələrin sayını üstələdiyi yüksək ölçülü verilənlər dəstələri üçün xüsusilə uyğundur. Bu xüsusiyyət kredit riskinin qiymətləndirilməsi sahəsində əhəmiyyətlidir, çünki maliyyə məlumat dəstələri adətən borcalanın maliyyə vəziyyətini əks etdirən çoxsaylı dəyişənləri ehtiva edir. SVM-lər belə kompleks verilənləri, hətta onların orijinal xüsusiyyətlər məkanında xətti olaraq ayrılması mümkün olmadıqda belə, qeyri-xətti əlaqələri xətti şəkildə ayırmanın mümkün olduğu daha yüksək ölçülü fəzalara xəritələndirərək səmərəli şəkildə emal edə bilər.

Bu transformasiya radial əsas funksiyası (RBF) kimi nüvə funksiyalarından istifadə etməklə həyata keçirilir və məlumatları daha yüksək ölçülü məkanlara köçürməyə imkan verir, bunu isə transformasiya olunmuş koordinatları birbaşa hesablamağa ehtiyac olmadan həyata keçirir. Kredit riskinin modelləşdirilməsi sahəsində SVM-lərin əsas üstünlüklərindən biri onların qeyri-xətti münasibətləri və yüksək ölçülü verilənləri effektiv şəkildə idarə etmə bacarığıdır. Bundan əlavə, modelin kompleksliyinə nəzarət edən nizamlama mexanizmləri sayəsində SVM-lər, xüsusilə yüksək ölçülü mühitlərdə, həddindən artıq uyğunlaşma (overfitting) probleminə qarşı dayanıqlıdır [6].

Dərin öyrənmənin (DL) əsas komponentlərindən biri olan süni neyron şəbəkələri (Artificial Neural Networks – ANN) giriş dəyişənləri ilə nəticələr arasındakı mürəkkəb və qeyri-xətti əlaqələri

modelləşdirmək qabiliyyətinə görə kredit riskinin proqnozlaşdırılması sahəsində əhəmiyyətli populyarlıq qazanmışdır. ANN-lər bir-biri ilə əlaqəli neyronlardan ibarət çoxsaylı qatlara malikdir; burada hər bir qat giriş məlumatlarını ağırlıqlı əlaqələr vasitəsilə emal edir və daha sonra qeyri-xəttiliyi tətbiq etmək üçün aktivləşdirmə funksiyasını işə salır. Bu arxitektura neyron şəbəkələrinə məlumatlarda mövcud olan mürəkkəb nümunələri öyrənməyə imkan verir.

Kredit riskinin qiymətləndirilməsi kontekstində ANN-lər kredit tarixçəsi, kredit məbləği, gəlir səviyyəsi, yaş və digər maliyyə göstəriciləri kimi müxtəlif xüsusiyyətləri integrasiya edərək borcalanın öhdəliklərini yerinə yetirməmə ehtimalını təxmin etmək məqsədilə istifadə olunur [7]. Dərin öyrənmə (DL) modeli bu əlaqələri "geri yayılma" (backpropagation) alqoritmi vasitəsilə çəkiləri iterativ şəkildə tənzimləməklə öyrənir və bununla da proqnozlaşdırma xətasını minimuma endirir.

Məsələnin həll üsulları və aprobeasiyası

Süni intellekt maşın öyrənməsi və dərin öyrənmə üsulları vasitəsilə dəqiqliyi və səmərəliliyi artırmaqla kredit riskinin proqnozlaşdırılmasını dəyişdirdi. Logistik reqressiya kimi ənənəvi modellər maliyyə məlumatlarında mürəkkəb əlaqələri ələ keçirmək üçün mübarizə aparır, ML modelləri isə qərar ağacları (decision trees), təsadüfi meşələr (random forests), qradiyent gücləndirici maşınlar (GBM) və dəstək vektor maşınları (SVM) daha güclü proqnozlaşdırma imkanları təklif edir. Dərin öyrənmə (deep learning) modelləri, xüsusən də neyron şəbəkələri yüksək ölçülü məlumatlarda gizli korrelyasiyaları müəyyən etməklə dəqiqliyi daha da artırır.

Alınan nəticələrin tətbiqi

Kredit riskinin proqnozlaşdırılmasında müxtəlif süni intellekt modellərindən əldə edilən nəticələr maliyyə institutları üçün daha dəqiq və effektiv kredit qiymətləndirmələrini təmin edən mühüm praktik tətbiqlər təqdim edir. Logistik reqressiya, qərar ağacları, qradiyent gücləndirici maşınlar (GBM), dəstək vektor maşınları (SVM) və süni neyron şəbəkələri (ANN) kimi modellərin tətbiqi kreditrlərə borcalanların defolt ehtimalını daha düzgün proqnozlaşdırmaq və bununla da ümumi maliyyə risklərini minimuma endirmək imkanı yaradır.

Logistik reqressiya, sadə və izah edilə bilən struktura malik olması səbəbilə sadə verilənlər dəstəsi üzərində tətbiq üçün əlverişli yanaşma təqdim edir. Qərar ağacları (decision trees) isə vizual və intuitiv qərar qəbul etmə proseslərini əks etdirdiyinə görə, xüsusilə sürətli qiymətləndirmə tələb olunan hallarda interpretasiya baxımından üstünlük təşkil edir. GBM-lər, xüsusilə XGBoost və LightGBM kimi müasir tətbiqlər, balanssız verilənlər dəstələri ilə səmərəli şəkildə işləmək bacarığına malikdir və nadir defolt hadisələrinin olduğu hallarda belə yüksək proqnozlaşdırma dəqiqliyi təmin edir.

SVM-lər yüksək ölçülü verilənləri və qeyri-xətli əlaqələri effektiv şəkildə idarə etmə qabiliyyəti sayəsində mürəkkəb ssenarilərdə etibarlı proqnozlar təqdim edir. Neyron şəbəkələri isə ənənəvi modellərin aşkar edə bilmədiyi mürəkkəb və qeyri-xətli asılılıqları modelləşdirmək qabiliyyəti ilə seçilir və böyük verilənlər toplusu üzərində daha dərin təhlil və güclü proqnoz imkanları təmin edir.

Süni intellekt modellərinin tətbiqi maliyyə institutlarına verilənlərə əsaslanan, obyektiv və səmərəli kredit qərarları qəbul etməyə, kredit təsdiqləmə proseslərini optimallaşdırmağa və defolt hallarını azaltmağa imkan verir. Bundan əlavə, bu modellər davamlı öyrənmə qabiliyyəti vasitəsilə zamanla yeni məlumatlar əsasında proqnoz dəqiqliyini artırmağa qadirdir. Rəqabətin artdığı müasir maliyyə bazarında bu cür qabaqcıl proqnozlaşdırma yanaşmaları təşkilatlara rəqabət üstünlüyü əldə etmək, müştəri məmnuniyyətini yüksəltmək və maliyyə risklərinin idarə olunmasını daha effektiv şəkildə həyata keçirmək imkanı təqdim edir.

Nəticə

Süni intellekt (AI) modelləri maliyyə qərarlarının qəbulunda dəqiqliyi, səmərəliliyi və adaptasiya qabiliyyətini artırmaqla kredit riskinin proqnozlaşdırılması sahəsində mühüm dönüş yaratmışdır. Əvvəlcədən müəyyən olunmuş statistik modellərə əsaslanan ənənəvi kredit skoring

metodları, maliyyə məlumatlarında mövcud olan kompleks münasibətləri tam şəkildə əhatə etməkdə çox zaman məhdudiyyətlərlə üzləşir. Bunun əksinə olaraq, süni intellektə əsaslanan yanaşmalar, xüsusilə maşın öyrənməsi (ML) və dərin öyrənmə (DL) alqoritmləri, insan analitiklərinin və ya qaydalara əsaslanan sistemlərin müəyyən edə bilmədiyi incə nümunələri və qeyri-xətti asılılıqları aşkar etmək qabiliyyəti ilə üstün proqnozlaşdırma imkanları təklif edir.

Kredit riskinin qiymətləndirilməsində ən çox tətbiq olunan süni intellekt metodlarına logistik regressiya, qərar ağacları (decision trees), random forests, dəstək vektor maşınları və neyron şəbəkələri daxildir. Bu modellər əməliyyat tarixçəsi, sosial media davranışları və makroiqtisadi göstəricilər də daxil olmaqla geniş spektrli strukturlaşdırılmış və strukturlaşdırılmamış məlumatları emal etməklə daha əhatəli risk profilləri yaratmağa imkan verir. Eyni zamanda, izah edilə bilən süni intellekt (XAI) sahəsindəki irəliləyişlər maliyyə institutlarının qərar qəbul etmə proseslərini tənzimləyici normalara uyğun şəkildə əsaslandırmasına və şəffaflığı təmin etməsinə şərait yaratmışdır.

Bununla belə, kredit riskinin proqnozlaşdırılmasında süni intellektin tətbiqi bir sıra çağırışlarla müşayiət olunur. Məlumatların keyfiyyəti, verilənlərdə mövcud ola biləcək qərəzlilik, tənzimləyici məhdudiyyətlər və alqoritmik şəffaflıqla bağlı etik narahatlıqlar əsas problemlər kimi qalmaqdadır. Qərəzli modellər, fərdi və ya sosial qruplar arasında mövcud kreditləşmə fərqlərini təsadüfi şəkildə gücləndirərək qeyri-ədalətli qərarların qəbuluna səbəb ola bilər. Bu riskləri azaltmaq üçün davamlı model yoxlaması, ədalətlik auditləri və etik süni intellekt prinsiplərinə riayət olunması zəruri hesab olunur.

Gələcək perspektivdən baxıldıqda, süni intellektin alternativ məlumat mənbələri və blokçeyn texnologiyaları ilə integrasiyası kredit riskinin modelləşdirilməsində etibarlılıq və təhlükəsizlik səviyyəsini daha da artırmaq potensialına malikdir. Bundan əlavə, hibrid süni intellekt–insan qərar qəbul etmə çərçivələrinin formalaşdırılması, hesablama səmərəliliyini insan təcrübəsi ilə birləşdirərək risklərin qiymətləndirilməsinin optimallaşdırılmasına xidmət edə bilər. Süni intellekt texnologiyalarının davamlı inkişafı fonunda kredit riskinin proqnozlaşdırılmasında bu texnologiyaların rolu getdikcə daha vacib və əvəzolunmaz hala gələcək, nəticə etibarilə global kredit bazarlarında maliyyə inklüzivliyinin və sabitliyin təmin olunmasına mühüm töhfə verəcəkdir.

ƏDƏBİYYAT

1. Liao S. "Artificial Intelligence in Finance: Credit Risk Modeling", New York, "Wiley", 2021. 280 p.
2. Anderson C. "Machine Learning for Credit Risk", London, "Springer", 2020. 320 p.
3. Chen H. "Advanced AI Techniques in Credit Risk Analysis", Berlin, "Springer", 2021. 310 p.
4. Singh M. "Artificial Intelligence for Credit Scoring", San Francisco, "Elsevier", 2019. 260 p.
5. Yang Y. "Credit Risk Prediction Using AI", Cambridge, "Cambridge University Press", 2020. 290 p.
6. Gupta P. "AI and Machine Learning for Credit Risk", London, "Routledge", 2022. 270 p.

Accepted: 13.06.2025