

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ ТА МАШИННЕ НАВЧАННЯ ДЛЯ УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ

О. Івлієва

*кандидат педагогічних наук, доцент
Ізмаїльський державний гуманітарний університет*

К. Івлієва

*студентка 3 курсу
ДВНЗ «Київський національний економічний університет
імені Вадима Гетьмана»*

Анотація. Досліджено, як штучний інтелект (AI) та рішення, сформовані за допомогою машинного навчання, трансформують управління ризиками. Здійснюється нетехнічний огляд основних методів AI та машинного навчання, що забезпечують користь від управління ризиками. Представлено прикладний аналіз, який використовує поточну практику та емпіричні докази застосування методів у сферах управління кредитним ризиком, ринковим ризиком, операційним ризиком. Наведено поточні обмеження розвитку галузі в короткостроковій та середньостроковій перспективі. Представлена оптимістична картина ролі AI та машинного навчання в управлінні ризиками.

Ключові слова: машинне навчання, управління ризиками, штучний інтелект, управління кредитним ризиком, методи AI.

Штучний інтелект (AI) трансформує, і надалі буде продовжувати революціонізувати підхід до управління ризиками. Все, що пов'язано з розумінням та контролем за ризиком, залежить від розробок рішень AI - від прийняття рішення про те, скільки банк повинен позичити клієнту, надання сигналів попередження трейдерам фінансового ринку про ризик їх позиції, до виявлення шахрайства, що скоєне клієнтом або інсайдером.

Яскравим прикладом для ілюстрації потенціалу AI в управлінні ризиками служить технологічна компанія з фінансових послуг ZestFinance. ZestFinance був заснований колишнім директором для покращення рішень щодо надання кредитів Baidu на китайському ринку. На відміну від більшості розвинених країн, ризик кредитування на китайському ринку полягає в тому, що менш як 20 відсотків людей мають кредитні профілі або кредитні рейтинги. Кредити, надані людям, які мають «тонкі» кредитні профілі або відсутні кредитні профілі, є ризиковими, оскільки немає історії, щоб перевірити надійність позичальника. ZestFinance користується (з дозволом) величезним обсягом інформації про членів Baidu: історії пошуку або покупок, щоб допомогти Baidu вирішити, чи видати кредит. ZestFinance стверджує, що використовує тисячі даних і може приймати рішення щодо надання кредитів за новими додатками за лічені секунди. Офіційне випробування в 2017 цієї системи

привело до 150-відсоткового збільшення загального обсягу кредитування, наданого компанією Baidu, без збільшення кредитних збитків упродовж двох місяців.

Точний характер того, як ZestFinance приймає ці рішення, не розкривається, крім широкого застосування «машинного навчання». Але, по суті, механізм, використаний як основа, є базовим набором методів навчання навколо **кластеризації та дерева рішень**. Таким чином, якщо історія пошуку включає доступ до веб-сайтів із азартними іграми, використання віртуальних приватних мереж або навіть типи використовуваних пошукових термінів то **потенційного позичальника заносять у групу підвищеної небезпеки**. Хоча, з іншого боку, учасники з історією витрат, яка передбачає більший дохід, ніж офіційний звітний дохід, пошукові терміни, що вказують на підвищення кар'єрної мобільності, можуть стати учасниками групи позичальників з меншим рівнем ризику. Фактичні кластери будуть значно більш витонченими.

Це суть того, як машинне навчання та AI може покращити управління ризиками. **Стандартний показник** кредиту – це в основному лінійний розрахунок невеликої кількості (близько 50) позитивних або негативних числових характеристик, і, таким чином, не включає величезну кількість додаткової інформації, яка може допомогти зменшити негативний ризик або прийняти позитивний ризик. AI може покращити управління ризиками, зокрема навколо методів, які використовуються для прийняття рішень на основі таких великих обсягів нетипових даних.

Розглянемо інструменти AI та машинного навчання для управління ризиками. Першим кроком є визначення того, що ми маємо на увазі, коли кажемо про AI та машинне навчання. Ці поняття різняться. З метою додати яскравості, функції зв'язків із громадськістю та збору коштів на стартапи, як правило, використовують найбільш привабливий термін **AI**, який найчастіше **означає машинне навчання**, але навіть у дослідженнях, присвячених феномен, існує істотне розходження. Відмінність полягає в тому, що **машинне навчання є основною технікою AI**, але AI передбачає додаткові вимоги. Наприклад, AI повинен бути автоматизованим з точки зору ідентифікації даних, тестування даних та здійснення дій на основі тестування даних. Інтеграція може включати в себе додаткові методи, крім машинного навчання, наприклад, включення жорстко кодованих та логічних правил.

Машинне навчання, зазвичай передбачає ручну ідентифікацію та тестування даних з боку вивчення даних, а також людські рішення щодо застосування виведеної інформації. Враховуючи відсутність технологічної та організаційної готовності до чистого AI, та реальну діяльність, яка заявлена як AI, а мається на увазі машинне навчання, окреслені основні методи Машинного навчання (ML), застосовувані до управління ризиками. Іноді можливе використання двох термінів взаємозамінно.

Машинне навчання належить до двох основних категорій: навчання з вчителем та навчання без вчителя (supervised and unsupervised machine learning). У навчанні з **вчителем** у вас є **вхідні дані**, які ви бажаєте протестувати, щоб визначити вихід (аналогічно тому, як у традиційних термінах статистики ви маєте діапазон незалежних

змінних, які ви перевіряєте, щоб визначити відносини із залежною змінною). У процесі **без вчителя** у вас є **тільки вхідні дані** та бажаєте дізнатись більше про їх структуру.

Метод регресії у ML є найбільш поширеною групою методів, що звичайно використовуються при традиційному визначенні причинного зв'язку між змінними. У простих термінах ми можемо описати традиційне рівняння лінійної регресії для оцінки ризику кредитування як:

$$Y_ \text{ (ризик неповернення кредиту) } = X0_ \text{ (середні ставки неповернення) } + X1_ \text{ (людина працює) } + X2_ \text{ (має хорошу кредитну історію) } + X3_ \text{ (власник майна) } + \dots + E_ \text{ (величина помилки для невідомих частин Y)}$$

Метод регресії у відрізняється від традиційної регресії, оскільки він використовує методи регресії, які дозволяють застосовувати велику кількість змінних як незалежні змінні, а потім автоматично відкидати їх, якщо вони не мають пояснювальних сил. Це необхідна функція завдяки великому діапазону даних, доступних для вивчення даних. Це також зменшує ступінь теоретизування, необхідного для визначення відповідних незалежних змінних. Таким чином, регресія **LASSO**—для незалежних змінних нульової ваги з низькою пояснювальною потужністю, в той час як **регресія Ріджа** дає менші ваги для змінних в моделі, які високо корелюють з іншими змінні в моделі. В обох випадках результат є скороченою моделлю, яка дозволяє вивченню даних переміщатись з великої кількості потенційних пояснювальних змінних до меншої підмножини. **Регресія LARS** працює в протилежному напрямку до LASSO і Ріджа, спочатку зважуючи всі змінні нульовим значенням і лише додаючи змінні, які, як з'ясовується, мають пояснювальні сили.

Компонентний аналіз (PCA) та метод часткових квадратів (PLS) є досить подібними, оскільки вони спрямовані на зменшення кількості змінних шляхом об'єднання змінних та видалення загальних чинників. PCA є більш популярним з двох, оскільки він широко використовується в традиційній статистиці і тому краще зрозумілий. Простий приклад PCA полягає в тому, що для набору потенційних змінних, що використовуються для **визначення ризику погашення кредиту**, який складається з: (1) власник будинку, (2) володіє автомобілем, (3) має значні заощадження: загальний чинник, який можна витягнути з них -- "володіння активами".

Інша основна категорія навчання з вчителем - це "класифікація", з підтримкою векторних машин та дерев рішень є найпопулярнішими методами цієї групи. Результати та візуальні ефекти дерев рішень легко зрозумілі на практиці і тому піддаються поясненню тим, хто не є дата-саєнтістами. Популярне застосування методу дерева рішень – це, наприклад перспективи виживання Титаніка. Починаючи з початкової статистики стовбурів дерева, припускаючи, що 62 відсотки пасажирів загинули та 38 відсотки пережили катастрофу "Титанік", ми можемо побудувати

дерево рішень, щоб класифікувати групи, які мали більші або менші шанси на виживання. Таким чином, перша класифікація, чи є пасажир чоловіком або жінкою, показує, що лише 19 відсотків чоловіків вижили, тоді як 74 відсотки жінок вижили. Ми можемо розганяти дерево ще далі, наприклад, дивлячись на вікові групи під первинним чоловік-жінка поділом, і це показує, що, незважаючи на те, що лише 19 відсотків чоловіків, що вижили, хлопчики віком до 6 років мали 67-відсотковий шанс на виживання .

Цей класифікаційний підхід до створення підгруп допомагає зрозуміти, які характеристики впливають на результати. На практиці **дерева рішень для машинного навчання** мають набагато більше проблем, ніж на прикладі Титаніка, зокрема навколо питання переобладнання існуючих даних і, таким чином, визначених підгруп, що мають погану прогнозовану здатність, з новими даними та в нових ситуаціях.

Підтримка векторних машин (SVM) є складнішою у формулюванні, ніж дерева рішень, але мають однакову суттєву кінцеву мету створення груп на основі вхідних характеристик для класифікації та прогнозування результатів. У випадку SVM, підхід полягає в карті характеристик на площині та класифікації груп на основі подібності, поки вони знаходяться на цій площині.

Повернемося до навчання без вчителя. Спочатку ми маємо методи кластеризації машинного навчання, які мають деяку схожість із SVM, оскільки вони включають картографічні характеристики на площині. Техніка відрізняється тим, що вона не намагається передбачити результати, а створює подібні групи. Наприклад, виявлення в електронній пошті "спаму", як правило, ґрунтується на кластеризованому підході.

Метод K-means clustering є найпопулярнішим підходом, хоча інші методи, такі як X-means та ієрархічні кластери, зростають у популярності. Ми зосередимося на K-means clustering, щоб описати загальну техніку. У K-means декілька групових кластерів, які бажає дослідити вчений, визначено (хоча на практиці перевіряється діапазон чисел груп), характеристики вказуються на площині та мають розділяючу лінію (не обов'язково пряма) що найкраще виділяє групи. Ідея ітеративного процесу за технікою полягає в тому, щоб максимізувати різницю в means між визначеними групами.

Глибоке навчання (deep learning) та **нейронні мережі** розглядаються як такі, що є передовим фактором технологій машинного навчання, і часто класифікуються окремо до вже описаних методів машинного навчання. За цими методами мета--точніше моделювати складні зв'язки між змінними і, в кінцевому підсумку, краще імітувати рішення людини. У даній мірі ці методи являють собою найближчі до фактичних технологій AI, хоча, як і раніше, відсутні деякі функції ідентифікації та автоматизації даних, необхідні для справжнього AI.

Ключовою ознакою **глибокого навчання** є додавання «прихованих рівнів» після етапу вхідних даних, що дає можливість багаторазового та комбінованого впливу між вхідними змінними, які визначаються моделюванням. Оскільки вхідні дані проходять

через змінні прихованих рівнів, вони об'єднуються та рекомбінують у нові фактори, зважені на вагах впливів попереднього рівня. Додавання прихованих рівнів між входом і виходом є тим, що створює проблему при глибокому вивченні – цей процес є «**чорною скринькою**», у якому не завжди зрозуміло, яким чином вхідні дані призводять до вихідних. Це має очевидні наслідки для використання в управлінні ризиками, коли саме присутність чорного ящика в центрі прийняття рішень може бути власним джерелом ризику в фірмі.

Наступним етапом вивчення особливостей AI є знайомство з **програмами AI та машинного навчання для управління ризиками**. Зупинимося на деталях та аналізі актуальних застосувань AI та машинного навчання для різних напрямків управління ризиками. Ми розглядаємо звичайну систему управління фінансовими ризиками, яка полягає у розподілі областей управління ризиками на: кредитний ризик, ринковий ризик, операційний ризик та додавання четвертої категорії навколо питання відповідності.

Застосування до кредитного ризику

Кредитний ризик – це економічний збиток, який виникає в результаті нездатності контрагента виконувати свої договірні зобов'язання (наприклад, своєчасне погашення відсотків чи основної суми) або збільшення ризику невиконання зобов'язань протягом терміну дії операції. Традиційно фінансові фірми застосовують класичну лінійну, логітну та пробітну регресію для моделі кредитного ризику. Докази вказують на те, що можливості управління кредитним ризиком можуть бути значно покращені за рахунок використання AI та ML за рахунок доступу до семантичного розуміння неструктурованих даних, для посилення практики управління кредитними ризиками, частково через наявність неповноти у традиційних методах.

Ще в 1994 році Альтман та його колеги провели перший порівняльний аналіз традиційних статистичних методів прогнозування аварії та банкрутства та алгоритму альтернативної нейронної мережі та зробили висновок, що комбінований підхід значно покращує точність (Altman, Marco, Varetto, 1994).

Особливо це пов'язано з підвищеною складністю оцінки кредитного ризику, що відкрило двері до машинного навчання. Це є очевидним у зростаючому ринку кредитного дефолтного свопу (CDS), де існує безліч невизначених елементів, пов'язаних з визначенням як ймовірності події дефолту (кредитна подія), так і оцінки вартості дефолту у разі невиконання зобов'язань. Син, Бюн та Лі (2016) використовують щоденні КДС різних термінів та різні рейтингові групи з 01. 2001 року по 02.2014 року, щоб показати, що непараметричні моделі машинного навчання, що включають глибоке навчання, перевершують традиційні моделі порівняльного аналізу з точки зору точності прогнозування, а також пропонують практичні заходи хеджування.

Існує велика емпірична підтримка ефективності машинного навчання. У споживчому кредитуванні Хандані, Кім та Ло (2010) пропонують методику ML, засновану на деревах рішень та SVM, які, перевіряючи фактичні дані щодо

кредитування, дозволяють заощадити на 25%. Зовсім недавно Фігін, Бонеллі та Джованніні (2017) показали, що методика навчання машин виявленням багатовимірною витоку покращує оцінку кредитного ризику для кредитування малого та середнього бізнесу за даними UniCredit Bank.

Застосування до ринкового ризику

Ринковий ризик – це ризик, який виникає від інвестування, торгівлі та, як правило, від впливу фінансових ринків. По суті, торгівля на фінансових ринках передбачає ризик того, що модель, яка використовується для торгівлі, є помилковою, неповною або недійсною. ML особливо підходить для моделей ринку стрес-тестів, щоб визначити, наскільки випадковими або ризикованими є тенденції на ринку. Woodall (2017) описує різноманітні сучасні випадки **використання машинного навчання для перевірки моделей**, включаючи інвестиційну компанію Nataxis, яка на момент написання застосовувала більше 3 мільйонів моделювань, використовуючи безконтрольне навчання для встановлення нових моделей зв'язку між активами та дослідження у подальшому будь-які симуляції, які з'явилися під час тестування, та демонстрували «помилкові» моделі порівняно з середніми оцінками. Woodall також відзначає, як Nomura використовує машину, щоб контролювати торгівлю всередині фірми, щоб перевірити, чи придатні активи використовуються в торговельних моделях.

Ще однією зоною уваги в рамках категорії ринкових ризиків для великих торговельних фірм є розуміння впливу їх торгівлі на ринкову ціну. «Capital Fund Management», один з найбільших хедж-фондів у Франції з управлінням 11 мільярдами доларів, стверджує, що може бути втрачено через витрати на вплив на ринок до двох третин їх прибутку від торгів. Методи ML значною мірою допомагають вирішити цю проблему, визначаючи зв'язки між активами, які не є легко помітними, і таким чином дозволяють вводити бажані позиції через серію відповідних активів, а не займають великі позиції в одному об'єкті. Особливо допомагає в цьому відношенні кластерний аналіз, а також глибокі моделі навчання.

Застосування до операційного ризику

Управління операційним ризиком тягне за собою те, що фірма прагне визначити ризик прямих або непрямих фінансових втрат, що виникають внаслідок великої кількості потенційних операційних розладів внутрішніх установ (наприклад, неадекватних або невиданих внутрішніх процесів, людей та систем) або зовнішніх подій (наприклад, шахрайство, вразливі комп'ютерні системи, невдача в управлінні, операційна помилка, процедура, яку варто було знехтувати, або стихійне лихо). З огляду на збільшення обсягу, різноманітності та складності операційного ризику, особливо для фінансових компаній, це дало шлях до рішень, спрямованих на штучний інтелект та машинне навчання.

З точки зору процесу управління ризиками штучний інтелект може допомагати на різних стадіях, починаючи від визначення ризиків, вимірювання, його оцінки та оцінки його наслідків. Це також може допомогти у виборі відповідної стратегії

пом'якшення ризиків та пошуку інструментів, які можуть полегшити перехідний або торговельний ризик. Таким чином, використання методів AI для управління операційним ризиком, яке розпочалося із спроб запобігання зовнішніх втрат, таких як шахрайство з кредитними картками, тепер розширилося до нових областей, що включають аналіз великих документів та виконання повторюваних процесів, а також виявлення відмивання грошей, що вимагає аналізу великих наборів даних.

Взяти приклад фінансового шахрайства: банки намагаються контролювати це, оцінюючи найкращі способи захисту своїх систем, їхніх даних, а в кінцевому підсумку їх клієнтів. Здатність AI впроваджувати кращу автоматизацію процесів може прискорити темп виконання рутинних завдань, мінімізувати людські помилки, обробляти неструктуровані дані, щоб відфільтрувати релевантний вміст або негативні новини, а також визначати зв'язок окремих осіб з оцінкою ризикованих клієнтів та мереж. Аналогічний аналіз мережі також може використовуватися для моніторингу працівників та торговців. *Кластеризація та класифікаційні* методи можуть бути використані для встановлення профілів трейдера на основі поведінки, де комбінації даних про торгівлю, електронні та голосові зв'язки дозволяють банкам спостерігати за поведінкою для прогнозування латентних ризиків та виявлення зв'язків між працівниками. Це також дозволяє банкам створювати та визначати пріоритетні сповіщення на основі видів підозрілої діяльності та рівня ризиків. Ngai et al (2011) дають відмінний огляд основних методів AI, що використовуються для виявлення фінансових шахрайств, і відзначають основні методи, що застосовуються як рішення дерев та нейронних мереж.

Як практичне застосування, п'ять найбільших банків Північних країн нещодавно об'єдналися для створення спільної інфраструктури боротьби з відмиванням грошей, відома як Nordic KYC Utility та, HSBC. Інфраструктура, що базується на інфраструктурі, допоможе виконати правила та вимоги, що стосуються правил KYC (Know Your Customer), та уникнути застосування органами штрафів. Існують практичні зусилля для запобігання шахрайству: спільне підприємство Royal Bank of Scotland та Vocalink у Великобританії створює систему машинного навчання для **сканування транзакцій** малих та великих бізнес-замовників для виявлення та обходу помилкових рахунків-фактур та можливих випадків шахрайства. Дослідження Colladon та Remondi (2017) з використанням реальних даних з 33 000 операцій італійської факторингової компанії показує ефективність такого аналізу при виявленні шахрайства

Виклики та майбутнє AI та машинного навчання для управління ризиками.

Існують деякі важливі практичні питання, які необхідно вирішити, перш ніж AI та технології машинного навчання для управління ризиками можуть претендувати на використання свого повного потенціалу. Найважливішим з них є наявність відповідних даних. Хоча застосунки для машинного навчання Python і R можуть легко читати всі типи даних з невисоких Excel, викликати дані з баз даних SQL, виконувати обробку зображень на природній мові, швидкість, з якою запропоновані рішення для

машинного навчання, не йдуть в ногу із здатністю фірми правильно організувати внутрішні дані, до яких вони мають доступ. Дані часто проводяться в окремих силосах через відділи, можливо, в різних системах, і, можливо, з внутрішньополітичними та регуляторними проблемами, що обмежують обмін даними. Важливі дані можуть навіть не записуватися як дані, а зберігатися як неофіційні дані фірми.

Іншим питанням є наявність кваліфікованого персоналу для реалізації цих нових методів. Опитування 1000 найкращих фірм США щодо впровадження AI в їхніх фірмах показало, що найбільшою проблемою щодо імплементації AI є їх готовність та вміння розуміти та працювати з цими новими рішеннями (Уілсон, Догерті та Біанзіно, 2017 р.). Навчання кваліфікованої групи персоналу – це те, що потребує часу, хоча Goldman Sachs, серед інших фірм, намагається обійти цю проблему, розробивши кампус з простором для 7000 працівників в Індії, де є можливість оволодіти великою кількістю таких навичок.

Останньою важливою проблемою, яка потребує рішення щодо керування AI, є прозорість. Як зазначено, для глибокого навчання моделі працюють над прихованими рівнями між вхідними даними та вихідним. Система чорної скриньки такого типу не сприяє ефективному нагляду за ризиками та може спричинити проблеми з дотриманням вимог законодавства, особливо щодо демонстрації дійсності моделі. Більш гіпотетичним питанням, пов'язаним з цим, є те, що моделі, що використовуються різними фірмами, можуть сходитися на аналогічних оптимумах для торгівлі, що спричиняє системний ризик.

Залишивши ці питання на сьогоднішній день, варто розглянути питання щодо майбутньої ролі AI та машинного навчання в управлінні ризиками з більш позитивного боку. Одним з очевидних висновків є те, що тривалий і дорогий характер управління ризиками суттєво зменшиться. Наприклад, BBVA, другий за величиною банк у Іспанії, має 8000 з 137 000 співробітників, які працюють у відділі «відповідність». Компанія значною мірою інвестує у рішення AI, щоб зменшити цю базу витрат. Здатність AI і машинного навчання автоматизувати рутинні завдання та організувати, отримувати та групувати неточні дані, такі як документи, звичайно, принесуть переваги витрат для компаній, які більше рухаються у цій галузі.

AI також буде більш повно надавати точну інформацію в реальному часі про всі види ризиків, що приймаються фірмою. Методи машинного навчання пропонують можливість передбачувати ризики таким чином, щоб традиційні статистичні методи ніколи не могли сподіватися. Думаючи навіть далі, немає технологічних перешкод для створення системи управління ризиками AI, яка буде автоматично втручатися, щоб уникнути невиправданих ризиків, негайно пригнічувати небезпечні експозиції та динамічно регулювати тягіння до ризику фірми на основі оцінки системи більш широкого ризику навколишнього середовища.

1. Вітлінський В.В., Маханець Л.Л. Ризикологія в зовнішньоекономічній діяльності. навч.посіб / В.В. Вітлінський, Л.Л. Маханець. – К.: КНЕУ,2008р. – 432 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://kneu.edu.ua/ua/science_kneu/scientific_schools/mtrve/mtrve_praci/mtrve_prazi/ruzvzedpros/
2. Гострик О. М., Котлярова Ю. О. «Аналіз інструментів машинного навчання» Цифрова економіка: зб. мат. Національної наук.-метод. конф., 4–5 жовтня 2018 р., м. Київ. — К.: КНЕУ, 2018. — 407 с. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://dspace.oneu.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/7706/1/Аналіз%20інструментів%20машинного%20навчання.pdf>
3. «AI and machine learning for risk management», Saqib Aziz and Michael Dowling Rennes School of Business, France. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3201337
4. «Managing algorithmic risks». – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/risk/articles/algorithmic-machine-learning-risk-management.html>
5. «Artificial Intelligence and Risk Management» by Daniel Wagner and Keith Furst. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.rmmagazine.com/2018/09/17/artificial-intelligence-and-risk-management>
6. Son, Youngdoo, Hyeongmin Byun, and Jaewook Lee. «Nonparametric machine learning models for predicting the credit default swaps: An empirical study». Expert Systems with Applications 58 (2016): 210-220.
7. Hu, Yong, Xiangzhou Zhang, Bin Feng, Kang Xie, and Mei Liu. «itrade: A mobile data-driven stock trading system with concept drift adaptation». International Journal of Data Warehousing and Mining 11:1 (2015): 66-83

Summary. It has been researched how artificial intelligence (AI) and solutions generated through machine learning transform risk management. A non-technical review of basic AI and machine learning practices that provide benefits from risk management is being carried out. An applied analysis that uses current practice and empirical evidence of the application of methods in the areas of credit risk management, market risk, operational risk is presented. The current restrictions on the development of the industry in the short and medium term, An optimistic picture of the role of AI and machine learning in risk management are presented.

Key words: machine learning, risk management, artificial intelligence, credit risk management, AI methods.