

УДК 004.85

В. В. ЖЕБКА, канд. техн. наук,
Державний університет телекомунікацій, Київ

УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВИМИ РИЗИКАМИ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Проаналізовано фінансові ризики: процес їх виявлення та управління. Визначено етапи управління ризиками. Досліджено розвиток фінансової сфери та аспекти, що на неї впливають. Розглянуто розвиток машинного навчання та Big Data, а також їх використання в фінансовій сфері. Наведено переваги і недоліки такого використання. Досліджено моделі оцінювання ризику. Запропоновано удосконалення алгоритмів машинного навчання. Проаналізовано методи машинного навчання, встановлено їх особливості. Визначено та обґрунтовано переваги простих методів порівняно зі складними.

Ключові слова: фінансові ризики; управління; машинне навчання; Big Data; методи машинного навчання.

Вступ

Підставою щодо розвитку фінансового сектора сьогодні є використання Big Data. Одним із пріоритетів для фінансової сфери є збір інформації про кожного клієнта для покращення процесу обслуговування. Велика кількість фінансових організацій використовує Big Data Analytics у поєднанні з машинним навчанням задля подальшого нарощування можливостей фінансової сфери. А найголовнішим аспектом використання машинного навчання є виявлення, попередження та управління фінансовими ризиками.

Мета статті — аналіз способів управління фінансовими ризиками за допомогою машинного навчання та інтелектуальних систем.

Основна частина

Сучасні компанії стикаються з різними видами ризиків, до яких належать фінансові, технологічні, юридичні, часові та ін. Щоб оцінити ризик у рамках статичного чи динамічного підходу, потрібно знайти його причини, умови виникнення і визначити такі основні характеристики, як імовірність і потенційний збиток від реалізації.

Отже, перш ніж починати процес управління ризиками необхідно якісно та швидко зібрати потрібну інформацію, щоб мати можливість вчасно змінювати процес управління за різних ризиках, які можуть виникати.

Управління ризиками містить у собі п'ять етапів:

1. Ідентифікація ризиків.
2. Оцінювання ризиків:
 - якісний аналіз ризиків;
 - кількісний аналіз ризиків.
3. Прогнозування тенденцій розвитку ризикових ситуацій.
4. Планування (розробка стратегій управління ризиками).
5. Контроль ризиків.

Застосування штучного інтелекту при управлінні фінансовими ризиками дасть змогу зекономити час і кошти фірм та банків. Інтелектуальні системи, використовувані у процесі управління ризиками, мають значні переваги перед управлінням навіть професійним менеджером. До таких переваг належать:

- оцінювання ризику з використанням максимально можливої кількості параметрів;
- швидкий аналіз неструктурованих даних із найрізноманітніших джерел.

Сьогодні з машинним навчанням пов'язують багато сподівань, проте успішність його застосування визначається не тільки вибором адекватного завданню алгоритму, а й правильними кроками на етапах планування, розробки та впровадження моделі.

Штучний інтелект ефективно працює на початкових етапах оцінювання ризиків — від збору і аналізу інформації до розробки алгоритмів управління.

Застосування машинного навчання до управління фінансовими ризиками охоплює певні етапи, зображені на рис. 1.



Рис. 1. Етапи управління фінансовими ризиками за допомогою машинного навчання

На етапі прийняття рішення щодо використання алгоритмів машинного навчання потрібно співвіднести витрати на розробку його методів із практичним вибором. Застосування машинного навчання недоцільно, наприклад, при позначенні невеликої вибірки, що складається з кількох сотень об'єктів, за простими і заздалегідь відомими правилами або в разі, коли наявні дані або слабо пов'язані з передбачуваною величиною, або мають слабку вірогідність. Для запобігання

© В. В. Жебка, 2019

таких ситуацій необхідно відповісти на питання: а зміг би експерт під час аналізу предметної області уточнити свій прогноз за наявними даними? Якщо відповідь негативна, то необхідно спрямувати зусилля на збір більш потрібних даних.

Машинне навчання виправдано за таких умов:

- є велика кількість вірогідних даних;
- складно заздалегідь сформулювати формальні правила, на яких ґрунтується прогноз;
- прогнози необхідно будувати відповідно до динамічно мінливих умов.

Традиційно для оцінювання ризику використовувалася оцінна модель, що базується на судженнях. Така модель, яку також називають якісною моделлю ризику, складається з моделі з експертними входними даними зі зваженими факторами, заснованими на досвіді і судженнях експертів. Це робить модель дуже суб'єктивною. Сьогодні багато скорингових моделей сформовано на статистичній моделі, яка є формалізацією відносин між змінними у формі математичного рівняння. Порівняно з оцінкою, що ґрунтується на оціночній моделі, статистична оцінка кількісно визначає ймовірності ризику. Проте залишається багато критики до статистичних моделей ризику в цілому. Ця критика здебільшого стосується проблеми з моделями, які використовують тільки історичні дані, що може негативно вплинути на прийняття рішень людиною [1].

У разі кредитного скорингу платформа збирає інформацію з клієнтської заявки, документів і різних галузевих баз (наприклад, податкової) і відтворює портрет клієнта — вік, стаж роботи, вид діяльності. Потім інтелектуальна система збагачує його неструктурованими даними з соцімереж, пошукових систем, галузевих баз і відшукує потенційні джерела ризику. Наприклад, визначає, чи не перебуває майно клієнта під арештом, чи єдиний він власник квартири або машини, чи є у позичальника діти, наскільки надійні організації, в яких він працює. Отримавши всю інформацію з різних джерел, система визначає наскільки критично помилкове рішення. Це дозволяє банкам схвалювати необхідну кількість кредитів, при цьому зберігаючи мінімальний рівень ризику [2; 3].

Одним із етапів управління фінансовими ризиками є вибір методів машинного навчання. У машинному навчанні існують методи різного рівня складності, проте використання простих методів не менш вигідне, ніж використання складних. Прості методи, такі як дерева рішень, випадковий ліс або метод найближчих сусідів, швидко налаштовуються на даних, що дає змогу прискорити отримання перших результатів прогнозу-

вання, зрозуміти специфіку завдання й оцінити, для яких об'єктів якість прогнозування висока, а для яких низька. Отже, можна точніше сфокусувати увагу дослідника на проблемних ділянках завдання — на типах об'єктів, на яких алгоритм працює найгірше, а не намагатися налаштувати алгоритм у цілому. До переваг простих методів належить і нескладна їх інтерпретація — використовуючи простішу і наочнішу модель, легше зрозуміти логіку її роботи і пояснити, чому для кожного набору ознак був отриманий той чи інший прогноз. Легка інтерпретація дає змогу краще зрозуміти внутрішні залежності в даних: які типи ознак найбільше впливають на прогнозування, який тип цього впливу (лінійний, нелінійний, самостійний або в сукупності з іншими ознаками). Це уможливує відбір для прогнозування найбільш значущих ознак із подальшим їх використанням у більш складних моделях.

У разі, коли прогнозування пов'язане з прийняттям рішень, для яких вага помилки висока, дослідник обмежений тільки простими моделями. Цінність алгоритму визначається не тільки точністю прогнозування, а й можливістю зрозуміти і пояснити логіку його роботи, щоб внести корективи з боку експертів предметної області. Перед ускладненням алгоритму необхідно переконатися в тому, що вже неможливо збільшити точність його роботи лише зміною параметрів, тому одним із основних параметрів, що потребує ретельної оптимізації в кожному алгоритмі, є складність моделі.

Складність моделей збільшується поступово (і тільки там, де цього вимагає задача) через вправлення обмежень простого методу, що дасть можливість поліпшити точність та уникнути перенавчання, а також додаючи ознаки (формулюються експертами предметної області). Оскільки часто такі ознаки є нелінійними перетвореннями початкових даних, то складні алгоритми не здатні їх відтворити самостійно. З огляду на те, що ці ознаки мають характерний фізичний зміст, їх облік у простих моделях часто дозволяє такі моделі зробити більш точними, ніж складні моделі. Наприклад, розглянемо задачу кредитного скорингу, в якій потрібно за попередніми виплатами боржника оцінити ймовірність погашення ним боргу. Окрім стандартних ознак (величини поточної заборгованості і останньої виплати за боргом), велику роль будуть відігравати такі ознаки, як відношення останньої виплати до боргу, максимальний період часу простроченої заборгованості, відношення максимальної виплати до розміру боргу та ін.

Розглянемо деякі методи машинного навчання [4].

1. **Асоціативні правила** — знаходять причинно-наслідкові зв'язки і визначають ймовірність або ж коефіцієнт вірогідності, що дозволяє дійти необхідних висновків. Дані алгоритми можна використовувати для прогнозування або оцінювання невідомих параметрів.

2. **Дерева рішень та алгоритми класифікації** — визначають розбиття даних за цільовими змінними (ознаками) — спочатку за найважливішими, потім відповідно до зменшення ступеня важливості. Найбільш яскравим прикладом є алгоритми класифікаційних та регресійних дерев (*Classification and regression trees, CART*) або ж *chi*-квадрат індукції (*Chi-squared Automatic Induction, CHAID*).

3. **Штучні нейронні мережі** — для передбачення значення цільового показника використовуються набори вхідних змінних, математичних функцій активацій і вагових коефіцієнтів вхідних параметрів. Виконується ітеративний навчальний цикл, нейронна мережа модифікує вагові коефіцієнти доти, доки передбачуваний вихідний параметр відповідає існуючому значенню. Після навчання нейронна мережа стає моделлю, яку можна застосувати до нових даних із метою прогнозування.

4. **Генетичні алгоритми** — метод використовує ітеративний процес еволюції послідовності поколінь моделей, який включає в себе операції відбору, мутації і схрещування. Використовуються передусім для оптимізації топології нейронних мереж і ваг. Проте їх можна застосовувати і для моделювання.

5. **Вивід шляхом зіставлення** (*Memory-based Reasoning, MBR*) або вивід, заснований на прецедентах (*Case-based Reasoning, CBR*) — алгоритми ґрунтуються на виявленні деяких аналогій у минулому, які найбільш схожі із поточною ситуацією, з метою оцінювання невідомих значень або передбачення можливих результатів.

6. **Кластерний аналіз** — дозволяє класифікувати спостереження за низкою загальних ознак, що дає змогу розширити можливості прогнозування. Гетерогенні данні поділяються на гомогенні та напівгомогенні групи.

Асоціативні правила та дерева рішень працюють із невеликою кількістю факторів даних та невеликою кількістю самих даних. Нейронні мережі працюють із широким діапазоном даних, проте результати роботи важко інтерпретувати.

Висновок

Штучний інтелект відкриває для бізнесу величезні можливості. Але як і будь-якою іншою технологією, нею потрібно грамотно управляти — передусім навчати систему за допомогою правильно підібраних алгоритмів, даних і ознак для аналізу. Іншими словами, щоб ефективно використовувати машинне навчання, потрібно спочатку навчити систему на якісній вибірці даних, а потім переконатися в тому, що вона висуває правильні гіпотези щодо оцінювання тих чи інших явищ. Тобто найкращим учителем для машинного навчання все ж залишається людина.

Список використаної літератури

1. Глушенко С. А. *Анализ функциональной полноты программных систем управления рисками // Вестник РГЭУ (РИНХ). 2012. № 2 (38). С. 53–62.*
2. Шевцова Ю. В. *Байесовские технологии в управлении операционными рисками // Электро-связь. 2010. № 10. С. 58–61.*
3. Гусев А. Л. *Сложные правила остановки непрерывного контроля // Современные проблемы науки и образования. 2013. № 3.*
4. Frank A., Asuncion A. *UCI Machine Learning Repository // University of California, Irvine, School of Information and Computer Sciences, 2010.*

Рецензент: доктор техн. наук, доцент В. В. Онищенко, Державний університет телекомунікацій, Київ.

В. В. Жебка

УПРАВЛЕНИЕ ФИНАНСОВЫМИ РИСКАМИ С ПОМОЩЬЮ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Проанализированы финансовые риски: процесс их выявления и управления. Определены этапы управления рисками. Исследовано развитие финансовой сферы и аспекты, которые на нее влияют. Рассмотрено развитие машинного обучения и Big Data, а также их использование в финансовой сфере. Представлены преимущества и недостатки такого использования. Исследовано модели оценки риска. Предложены усовершенствования алгоритмов машинного обучения. Проанализированы методы машинного обучения, установлены их особенности. Определены и обоснованы преимущества простых методов по сравнению со сложными.

Ключевые слова: финансовые риски; управление; машинное обучение; Big Data; методы машинного обучения.

V. V. Zhebka

FINANCIAL RISK MANAGEMENT WITH THE HELP OF MACHINE TRAINING

The article analyzes financial risks: the process of identifying and managing them. It is established that in order to evaluate a risk, in a static or dynamic approach, it is necessary to find its causes, conditions of occurrence and to determine the main characteristics: probability and potential loss from realization. The stages of risk management are identified, which include: risk identification, risk assessment, prediction of trends in risk situations, planning, risk control. It is established that the use of artificial intelligence in financial risk management will save time and money for firms and banks. The benefits of intelligent systems that are used in risk management before managing even a professional manager have been established. The development of the financial sector and the aspects that affect it are investigated. The development of machine learning and Big Data, as well as their use in the financial field are analyzed. The advantages and disadvantages of such use are identified. The conditions for the proper use of machine learning have been established. The models of risk assessment are investigated, their features, advantages and disadvantages are established. Improvements in machine learning algorithms are investigated. Machine learning methods are analyzed and their features are established. Machine learning has methods of varying complexity, but using simple methods is no less beneficial than using complex ones. Advantages of simple methods in comparison with complex ones are determined and substantiated. It is established that before complication of an algorithm it is necessary to make sure that it is no longer possible to increase the accuracy of its operation by only changing the parameters, so one of the main parameters, which requires careful optimization in each algorithm, is the complexity of the model. The complexity of the models is gradually increased by correcting the limitations of the simple method, which will improve accuracy and avoid retraining, as well as adding features. It is established that in order to use machine learning effectively, one must first train the system on a quality sample of data, and then make sure that it proposes the correct hypotheses in the evaluation of certain phenomena. That is, the best teacher for the machine is still the man.

Keywords: financial risks; management; machine learning; Big Data; methods of machine learning.

