

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ І
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
ІНСТИТУТ МЕХАНІКИ ТА АВТОМАТИКИ АПВ НААН
ДЕРЖАВНИЙ БІОТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**



***ЗБІРНИК
ТЕЗ ДОПОВІДЕЙ***

***X Міжнародної науково-технічної конференції з нагоди
116-ї річниці від дня народження
доктора технічних наук, професора,
члена-кореспондента ВАСГНІЛ,
віцепрезидента УАСГН
КРАМАРОВА
Володимира Савовича
(1906-1987)***

«КРАМАРОВСЬКІ ЧИТАННЯ»

***23-24 лютого 2023 року
м. Київ***

безпосередньо з мережевої карти, без необхідності передавати трафік через ядро та програмне забезпечення високого рівня.

Висновки. Вбудована платформа є відповідним рішенням для розгортання VPN. WireGuard — це безкоштовна та легка реалізація технології віртуальних приватних мереж. Він перенаправляє трафік через захищений тунель і дозволяє об'єднати віддалені пристрої в одну мережу.

У результаті проведення дослідження було створено рішення, розміщене на власному хості, яке дешевше, ніж розміщення на повнорозмірному сервері чи хмарній службі, і, звісно, користується набагато більшою довірою, ніж будь-яка безкоштовна служба VPN.

Список використаних джерел

1. Z. Bundalo, and D. Bundalo, "Embedded Systems Based on Open Source Platforms", in Introduction to Data Science and Machine Learning. London, United Kingdom: *IntechOpen*, 2019, <https://www.intechopen.com/chapters/67745> doi: 10.5772/intechopen.85806.

2. A. T. Woland, V. Santuka, J. Sanbower, and C. Mitchell, Integrated Security Technologies and Solutions. Hoboken, NJ: *Cisco Press*, 2019.

УДК 004.85

АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ КЛАСИФІКАЦІЇ КЛІЄНТІВ БАНКУ ПРИ ОТРИМАННІ КРЕДИТУ

П. О. МАЛЬЧЕНКО, магістрант

*Чорноморський Національний Університет імені Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

Г. О. ІВАНОВ, канд. техн. наук, доцент,

*Миколаївський національний аграрний університет
М. Миколаїв, Україна*

E-mail: twink1337zhab@gmail.com, ivanovgo0708@gmail.com

Високий рівень банкрутства є небажаним для банку, оскільки це означає, що банк навряд чи зможе окупити інвестиції. Якщо завдання прогнозування класу, категорії, майбутнього клієнту буде вирішено, то класифікаційна модель зможе визначати претендентів, які мають високий ризик банкрутства. Це дозволить банку відхиляти запити на кредит, замість того, щоб видавати гроші. Це робить дослідження щодо підбору оптимальної класифікаційної моделі для прогнозування актуальними.

Інтелектуальний аналіз даних у галузі кредитування збирає дані з минулого досвіду та аналізує їх для виявлення тенденцій та рішень для поточних ситуацій. Це ефективна аналітична методологія виявлення невідомої

та цінної інформації з великого обсягу банківських даних. Методи інтелектуального аналізу даних можна використовувати для розробки моделей, які дозволяють класифікувати та прогнозувати [1]. Навчання - це процес побудови наукової моделі після отримання знань з даних. Це підводить до концепції машинного навчання, яку можна формально визначити як складний обчислювальний процес автоматичного розпізнавання образів та інтелектуального прийняття рішень на основі даних навчальної вибірки. Залежно від доступності даних класифікатори машинного навчання поділяються на навчання з учителем та навчання без вчителя. Під час навчання з учителем доступні навчальні дані та модель навчання. Популярні методи включають штучну нейронну мережу (ІНС), машину опорних векторів (SVM), дерева рішень та інші. При неконтрольованому навчанні вибіркового даних не вказується мітка. Приклади подібного підходу включають метод k- середніх та карту самоорганізації. В останні кілька десятиліть методи машинного навчання широко використовувалися для класифікації та прогнозування [2].

Мета кредитної моделі – виявити чинники, пов'язані з вищим ризиком неповернення кредиту. Для цього необхідно отримати дані про велику кількість попередніх банківських кредитів та інформацію про одержувачів цих кредитів.

Підготовлений для моделювання набір даних поділяється на дві частини: тренувальний набір для побудови базової моделі класифікатора та тестовий набір для оцінки ефективності моделі нових даних. Використовується 90% даних для навчання та 10% – для тестування, що дасть 100 записів для моделювання нових претендентів. Процедура поділу даних на тренувальний та тестовий набори називається методом відкладених даних.

У якості базової моделі обрано модель дерева рішень. Decision Trees або дерева рішень - один з логічних методів класифікації. Деревом називають скінченний зв'язний граф з множиною вершин V , що не містить циклів і має виділену вершину $v_0 \in V$, в яку не входить не одне ребро. Ця вершина називається коренем дерева. Вершина, що не має ребер, які б з неї виходили, називається термінальною або «листом». Інші вершини називаються внутрішніми.

Ця модель правильно визначила, що зі 100 заяв на отримання кредиту, що входять до тестового набору даних, 54 не закінчилися банкрутством, а в 20 випадках кредит не було повернено. Слід звернути увагу, що у тестових даних модель правильно спрогнозувала лише 20 з 28 реальних неповернень кредиту, тобто 71%. На жаль, цей тип помилок є потенційно дуже дорогим, оскільки при кожному неповерненні кредиту банк втрачає гроші. Чи можна покращити результат?

Розглянемо можливість покращення результатів класифікації за рахунок використання обрізки гілок дерева. Функція `cv.tree()` виконує перехресну перевірку знаходження оптимального рівня складності дерева; послідовність дерев, що розглядаються, вибирається шляхом обрізки з урахуванням штрафу за складність.

Покращення результатів класифікації на деревах рішень можливо за рахунок використання лісу дерев рішень. Випадковий ліс (або ліс дерев рішень) – це метод, що базується на ансамблях. Він використовує тільки ансамблі дерев рішень і поєднує базові принципи беггінгу з випадковим вибором ознак, що дозволяє збільшити різноманітність у моделях дерев рішень. Після створення ансамблю дерев (лісу) модель об'єднує прогнози окремих дерев шляхом голосування. Випадкові ліси поєднують універсальність та ефективність у єдиний підхід ML.

Для прийняття рішення про кращу модель для розв'язання задачі класифікації клієнтів банку щодо кредитування результаті моделювання по розробленим моделям зібрані у таблицю 1.

Таблиця 1 – Порівняльна таблиця методів класифікації

Тип моделі	Коефіцієнт успішності (accuracy)	Коефіцієнт помилок (error rate)	Каппа-статистика (Kappa)	Чутливість (sensitivity)	Специфічність (specificity)	Точність (precision)	Повнота (recall)	F-міра (F-measure)
Дерево рішень	0,74	0,26	0,418	0,75	0,71	0,87	0,75	0,805
Обрізане ДР	0,67	0,33	0,322	0,65	0,75	0,87	0,65	0,746
Випадковий ліс	0,8	0,2	0,625	0,84	0,67	0,871	0,84	0,859

Кращу модель обрано на основі сукупності значень показників ефективності, але висновок зроблено на основі значень F-міри. Таким чином обрано модель випадкового лісу.

Висновки. Для виконання курсової роботи було використано набір даних, переданих Гансом Хофманном (*Hans Hofmann*) з Гамбурзького університету в репозиторій машинного навчання UCI.

Під час виконання роботи було проаналізовано набір даних, його змінні, їх типи. Визначено змінні, що мають безпосередній вплив на шукану змінну. Визначено змінні, що мають не закономірний, але серйозний вплив на результат. Для останніх побудовано три моделі, результати тестування яких і було порівняно.

Серед моделей, найкращою виявилась «Випадковий ліс», вона отримала вищу серед інших моделей оцінку значень за показником F-міра та є найточнішою для виконання класифікації на основі вищезгаданого набору даних.

Список використаних джерел

1. Ткаченко Р. Системи штучного інтелекту / Ткаченко Р. О., Кустря Н.

О.: конспект лекцій. Реєстр №5282 від 14.10.2013. – НУЛП. – 2013. – 111 с.

2. Клушин Ю. С. Програмне реалізування математичних моделей, методів та алгоритмів оцінювання часу виконання складних програмних комплексів у багатопроекторних комп'ютерних системах. – Львів: Видавництво Львівської політехніки.

УДК:621.8

ДОСЛІДЖЕННЯ ТЕХНОЛОГІЇ ТЕРМОДИFUЗІЙНОГО ЗМІЦНЕННЯ ДЕТАЛЕЙ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОЇ ТЕХНІКИ (НА ПРИКЛАДІ ДИСКІВ ЛУЩИЛЬНИКА)

О. І. ТРИШЕВСЬКИЙ, доктор технічних наук, професор
К. С. ЧЕРНЯВСЬКИЙ, здобувач вищої освіти СВО «Магістр»
Державний біотехнологічний університет, м. Харків

Останнім часом все частіше на заміну відвальному способу обробки ґрунту, який здійснюється плужними корпусами, приходять безвідвальний, який здійснюється фрезами, дисками луцильників. Робочі органи ґрунтообробних машин інтенсивно зношуються. Тому їх доводиться часто замінювати або ремонтувати та відновлювати. Ефективним способом підвищення надійності робочих органів ґрунтообробної техніки є їх зміцнення, яке дедалі успішніше конкурує з відновленням [1].

Нині використовуються різні методи зміцнення. Серед способів зміцнення деталей у різних середовищах, можна відзначити: газову цементацію, азотування, ціанування, іонну хіміко-термічну обробку, лазерне зміцнення, хіміко-термічну обробку. Але для їх застосування необхідне дороге обладнання, яке споживає велику кількість електроенергії. Продуктивність існуючих методів зміцнення недостатньо висока.

Проблема підвищення працездатності деталей, які працюють у контакті із ґрунтом, залишається актуальною. Тому доцільною є розробка методу зміцнення деталей сільськогосподарської техніки з використанням альтернативних джерел енергії, що дозволить знизити споживання електроенергії та відмовитися від дорогого обладнання, знизити собівартість обробки. До таких методів належить термодифузійне зміцнення деталей машин. Даний метод простий у реалізації, не вимагає дорогого обладнання, витрати великої кількості електроенергії, високопродуктивний та мало витратний.

Аналіз літератури показав, що для підвищення зносостійкості дискових робочих органів найбільш ефективно застосування технологій зміцнення, так як в порівнянні з іншими способами утворення захисного покриття (напилення, наплавлення шару металу, гальванічні покриття) хіміко-термічна обробка забезпечує найбільш плавну зміну складу та механічних властивостей у