КІБЕРБЕЗПЕКА: освіта, наука, техніка
CYBERSECURITY: EDUCATION, SCIENCE, TECHNIQUE
№ 3 (27), 2025
ISSN 2663 - 4023
DOI 10.28925/2663-4023.2025.27.604616
УДК 004.42:657.6

Гнатченко Дмитро Дмитрович
старший викладач кафедри інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки
Державний торговельно-економічний університет, м. Київ, Україна
ORCID ID: 0000-0002-6584-4525
dmitriy.gnatchenko@gmail.com

Десятко Альона Миколаївна
PhD, доцент, завідувач кафедри інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки
Державний торговельно-економічний університет, м. Київ, Україна
ORCID ID: 0000-0002-2284-3418
desyatko@gmail.com

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ТА АЛГОРИТМІЗАЦІЯ ФУНКЦІЙ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ЯДРА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ВНУТРІШНЬОГО АУДИТУ

Анотація. У статті розглянуті питання синтезу обчислювального ядра інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту суб'єкта господарювання. Здійснено формалізацію математичної моделі інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту суб'єкта господарювання (ІСПВА), яка орієнтована на оцінку економічних ризиків, що можуть впливати на фінансову стійкість, прибутковість та операційну ефективність підприємства (компанії). На відміну від більшості чинних підходів, що базуються переважно на ручних аудиторських процедурах або фрагментарному використанні статистичних методів, запропоновано уніфіковану модель, яка синтезує логічні, імовірнісні та нечіткі компоненти в єдиному інтелектуальному середовищі. Розглянуто ознаковий простір аудиторських об'єктів, що створює передумови подальшого застосування методів машинного навчання та rule-based логіки для автоматизованого оцінювання ризику. Побудовано функцію ризику, яка моделює рівень критичності об'єкта внутрішнього аудиту через параметризовану комбінацію ознак, з урахуванням вагової значущості та адаптивного порогового механізму прийняття рішень. Запропоновано гібридну архітектуру функціонування ІСПВА, яка поєднує rule-based правила, логістичну регресію та нечітку логіку в єдиному обчислювальному контурі. Модель, яка може стати основою обчислювального ядра ІСПВА, забезпечує не лише класифікацію об'єктів як ризикових/неризикових, але й дає змогу обґрунтовано інтерпретувати ступінь ризику у вигляді нормованої оцінки, що має управлінську цінність для суб'єктів господарювання. Представлені результати можуть бути основою для подальшої програмної реалізації ІСПВА, інтеграції з корпоративними ERP-системами та розширення функціоналу за рахунок використання ансамблевих стратегій.

Ключові слова: інтелектуальна система; математичне моделювання; машинне навчання; прогнозування ризиків; логістична регресія; підтримка прийняття рішень; внутрішній аудит; автоматизація аудиту.

ВСТУП

Впровадження інформаційних технологій в бізнес-процеси компаній підвищила релевантність внутрішнього аудиту як інструменту аналітичного моніторингу та прийняття управлінських рішень [1, 2]. Разом з тим зросла складність опрацювання великих обсягів гетерогенних даних. Це, своєю чергою, призвело до необхідності розв’язати задачу автоматизації ключових процедур. Одним із напрямів розв'язання цієї задачі, на нашу думку, є розробка інтелектуальних систем підтримки внутрішнього аудиту (ІСПВА), що поєднують методи математичного моделювання, машинного навчання та засоби адаптивної аналітики. У статті розглянуто питання побудови обчислювального ядра такої системи з урахуванням специфіки оцінки ризиків господарської діяльності. Внутрішній аудит розглядається як процес ідентифікації об’єктів діяльності суб’єкта господарювання, які потребують підвищеної уваги з боку аудитора через наявність ризиків. Для побудови автоматизованої системи (як складової частини інтелектуальної системи – ІнтС) оцінювання доцільно формалізувати структуру даних, показники ризику та логіку прийняття рішень.

Постановка проблеми. Незважаючи на значну кількість цифрових даних у корпоративному середовищі, класичні методи внутрішнього аудиту залишаються малоефективними щодо виявлення прихованих закономірностей та адаптації до нових ризиків ведення бізнесу. Особливо в умовах озброєної агресії проти нашої країни з боку рф. Аудиторам бракує кібернетичних інструментів, здатних на основі ретроспективних транзакцій, фінансових показників тощо, формувати прогнози для ухвалення рішень. Отже є потреба у створенні моделі, яка поєднає математичну формалізацію, алгоритмічну реалізацію та верифікацію результатів у межах ІСПВА.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У роботах [1-12] розглядалися окремі аспекти застосування штучного інтелекту у фінансовому аудиті: зокрема, використання логістичної регресії [4], дерева рішень [6], XGBoost та нейронних мереж [9]. Дослідження присвячені також автоматизації ризик-орієнтованих перевірок та побудові когнітивних систем для виявлення аномалій у бухгалтерських даних [10]. Однак у більшості з них бракує цілісного підходу до архітектури ІСПВА, включаючи механізми агрегації прогнозів, адаптацію моделей та комплексну математичну формалізацію процесів прийняття рішень. Наша робота покликана заповнити цю прогалину.

Мета статті. Метою статті є математичне обґрунтування та реалізація обчислювального ядра інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту суб’єкта господарювання з використанням інструментів багатокритеріальної оптимізації та ансамблевого прогнозування ризиків.

МЕТОДИ ТА МОДЕЛІ

Враховуючи сучасну складність бізнес-середовища та великий обсяг доступних даних, актуальним в рамках дослідження є створення ІнтС підтримки внутрішнього аудиту (далі – ІСПВА), яка автоматизовано аналізує об’єкти аудиту, оцінює ризики і формує рекомендації для аудитора.

У рамках цього дослідження ставиться задача розробити математичну модель ІСПВА, що забезпечує, розв’язання наступних чотирьох завдань:

1) уніфіковане представлення об’єктів аудиту у вигляді векторів ознак, незалежно від їхньої природи (транзакції, документи, процедури тощо);

2) інтеграцію експертних знань та емпіричних закономірностей у процесі оцінки ризику;

3) модульність логіки прийняття рішень, що дозволяє використовувати у ІСПВА продукційні правила, імовірнісні моделі або нечітку логіку залежно від умов застосування;

4) адаптивність та самонавчання, з урахуванням змін у структурі ризиків та результатів аудиторської перевірки.

Базова задача, яка розв'язується в межах статті, формулюється таким чином:

Нехай задано множину об'єктів внутрішнього аудиту, кожен з яких описується скінченним набором ознак, частина з яких може бути числовою, логічною або категоріальною. Потрібно побудувати функцію оцінки ризику, яка для кожного об'єкта надає числову оцінку або класифікацію (ризиковий / неризиковий), із можливістю інтерпретації прийнятого рішення.

Таким чином, модель повинна забезпечувати:

- формалізоване подання вхідних даних у вигляді ознакового простору;
- оцінювання рівня ризику для кожного об'єкта на основі заданих або навчуваних параметрів;
- прийняття рішень на основі порівняння оцінки ризику із допустимими порогами;
- гнучке конфігурування параметрів моделі залежно від вимог аудитора чи типу об'єктів.

Розв'язання цієї задачі потребує побудови відповідної математичної моделі, яка буде викладена далі в рамках статі. Позначимо:

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ −множина об'єктів внутрішнього аудиту (операції, документи, транзакції тощо);

$F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\} -$ множина ознак (характеристики об'єктів);

$y_i \in \{0,1\} -$ індикатор того, чи є об'єкт x_i підозрілим.

Мета – побудувати оцінювальну функцію h: $\mathbb{R}^m \to \{0,1\}$, яка дозволяє автоматично класифікувати об'єкти за ступенем ризику.

З огляду на сформульовану постановку задачі, наступним кроком є визначення структури вхідних даних, які підлягають аналізу. Оскільки об'єкти внутрішнього аудиту можуть мати різну природу (транзакції, контракти, документи, бізнес-процеси), для кожного з них необхідно побудувати узагальнене представлення у вигляді вектору характеристик. Таке формалізоване подання дозволяє здійснювати алгоритмічну обробку, застосовувати методи машинного навчання, логічного висновування або нечітких обчислень. Отже, розглянемо детальніше структуру ознакового простору, що використовується у моделі.

Тоді можна стверджувати, що кожен об'єкт x_i описується вектором ознак:

$$\vec{x}_i = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{im}) \in \mathbb{R}^m. \quad (1)$$

Приклади ознак наведено в таблиці 1.

Зазначимо, що категоріальні та логічні ознаки підлягають бінаризації або one-hot кодуванню перед передачею у модель для ІСПВА. Зазначимо, що у процесі побудови формалізованої моделі для ІСПВА доцільно забезпечити єдине математично обґрунтоване представлення усіх вхідних ознак, незалежно від їхньої початкової природи.

ISSN 2663 - 4023

Таблиця 1

Приклади ознак для формалізації ознакового простору моделі інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту*

Ознака	Позначення	Тип	Коментар
Сума операції	f_1	числова	У гривнях
Частота повторення	f_2	числова	Кількість разів на тиждень, місяць
Категорія контрагента	f_3	категоріальна	Внутрішній, зовнішній
Відхилення від шаблону	f_4	логічна (0/1)	Визначається окремо на основі шаблонів
Інше			

** (складено автором)*

Як показано в роботах [1, 2] типова задача внутрішнього аудиту передбачає аналіз різнорідної інформації, зокрема логічних (бінарних), категоріальних (номінативних) та числових ознак, що описують об’єкти контролю. У той час як числові ознаки можуть бути безпосередньо включені до векторного представлення без додаткової трансформації, категоріальні та логічні ознаки не мають числової природи. Внаслідок цього їх безпосереднє включення у математичну модель є некоректним, оскільки:

- для категоріальних змінних не визначено природний порядок або відстань між значеннями;
- для логічних змінних можуть виникати неоднозначності у представленні, особливо у разі переходу до моделей, де використовуються алгебраїчні операції або евристичні метрики.

З метою забезпечення уніфікації простору ознак та можливості застосування стандартних алгоритмів машинного навчання (МН), необхідно перетворити логічні та категоріальні ознаки у числову форму. Найбільш поширеним методом такого перетворення є:

- по-перше бінаризація – для логічних змінних ("так"/"ні"), що приводить їх до значень {0, 1};
- по-друге one-hot кодування – для номінативних змінних з кінцевою кількістю можливих значень, де кожне значення представляється окремою бінарною ознакою (стовпцем), що приймає значення 1 лише для відповідної категорії.

Відповідно, такий підхід дозволяє представити всі ознаки у вигляді вектору фіксованої розмірності у просторі $\mathbb{R}^n$. А це є обов’язковою передумовою для застосування лінійних моделей, нейронних мереж, методів кластеризації або нечітких систем, які розглянуто [3-7]. Тобто, бінаризація та one-hot кодування виступають необхідними етапами попередньої обробки даних, оскільки забезпечують:

1) коректність математичної обробки;
2) збереження повноти інформації;
3) можливість подальшого масштабування або нормалізації ознак;
4) інтерпретованість результатів аналізу для аудитора.

Зазначимо, що узагальнене подання об'єктів внутрішнього аудиту у вигляді векторів уніфікованого ознакового простору створює передумови для їх формалізованої математичної обробки. Проте наявність векторного опису ще не є достатньою умовою для прийняття рішень щодо ризиковості об'єктів. Логічно, що наступним кроком побудови ІСПВА буде визначення кількісного або якісного критерію, за яким можна здійснювати оцінювання стану об'єкта з точки зору його ризику.

Тобто функція ризику (або функціонал ризику) виконує центральну роль в ІСПВА. Оскільки саме вона встановлює відображення з простору ознак у простір значень, що характеризують рівень ризику об'єкта. Така функція може бути визначена у різний спосіб. Наприклад, як детермінована, імовірнісна або нечітка – залежно від рівня формалізації, доступних даних та обраної математичної парадигми для ІСПВА.

Власне, введення функції ризику є фундаментальним для всієї моделі ІСПВА, оскільки:

- по-перше забезпечує вимірюваність рівня ризику на основі формалізованих вхідних даних;
- по-друге дозволяє інтерпретувати результати аналізу для підтримки рішень аудитора;
- по-третє створює основу для побудови системи прийняття рішень (через порогову класифікацію: ризиковий / неризиковий об'єкт), а також відкриває можливості для оптимізації та навчання параметрів функції ризику на основі ретроспективних даних або експертного знання.

Тоді для нашої моделі ІСПВА функцію ризику подаємо так:

$$R(x_i) = \sum_{j=1}^{m} w_j \cdot \phi_j(f_{ij}), \quad (2)$$

де $w_j \in [0,1]$ −ваговий коефіцієнт важливості ознаки f_j, $\sum w_i = 1$; ϕ_j: $\mathbb{R} \to [0,1]$ −нормалізуюча або нечітка функція належності до «ризикової зони».

Зазначимо, що у процесі побудови формалізованої функції ризику, яка відображає об’єкти внутрішнього аудиту у шкалу ризику, суттєвим є питання неоднакової інформативності вхідних ознак. Вочевидь, не всі ознаки відіграють однакову роль у визначенні ризику. Деякі мають критичне значення для підприємства, тоді як інші є вторинними або навіть надлишковими. Саме для врахування цього факту у нашій математичній моделі вводиться поняття вагового коефіцієнта важливості ознаки. Тобто, ваговий коефіцієнт важливості ознаки – це числовий параметр, що характеризує ступінь впливу відповідної ознаки на значення функції ризику. Формально, нехай $x = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$ − вектор ознак об’єкта. Тоді ризикова функція може бути задана у вигляді зваженої лінійної комбінації [3]:

$$R(x) = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot x_i, \quad (3)$$

де $w_i \in \mathbb{R}$ −ваговий коефіцієнт для i-тої ознаки x_i. Чим більше значення w_i, тим більший вплив ознаки x_i на результат моделі ІСПВА.

Як показано в [3, 4, 5] є релевантними декілька підходів до визначення вагових коефіцієнтів, які можна умовно класифікувати на експертні та даноорієнтовані.

Функція ризику є ядром обчислювальної моделі ІСПВА, що перетворює неструктуровану інформацію про об’єкти внутрішнього аудиту на структуровані числові оцінки, придатні для подальшого логічного або статистичного аналізу. У наступному пункті розглянемо можливі підходи до побудови такої функції в для логічних, імовірнісних та нечітких моделей оцінювання.

З урахуванням попередньої формалізації ознакового простору та введення вагових коефіцієнтів важливості виникає потреба у виборі математичного механізму, який дозволяє нам не лише агрегувати ознаки в єдину кількісну оцінку, а й інтерпретувати цю оцінку як рівень ризику. Зазначимо, що це бажано зробити у вигляді ймовірнісного

прогнозу. Такий підхід доцільний у задачі внутрішнього аудиту, де рішення аудитором мають прийматися не у вигляді жорсткої класифікації, а з урахуванням ступеня впевненості у ризиковості об’єкта.

Для побудови ІСПВА також важливо формалізувати підхід до оцінювання ризиків господарських операцій та станів суб’єкта. Враховуючи складність об'єкта дослідження, а також обмеженість даних та домінування експертного знання у внутрішньому аудиті, вважаємо доцільним залучення моделей, що базуються на логічних міркуваннях.

З цією метою на початковому етапі моделювання доцільно використати підхід, заснований на формалізації правил оцінювання, який дозволяє здійснювати дедуктивне виведення висновків про ризикованість ситуації на основі доступних категоріальних ознак та експертно сформульованих умов. Такий підхід, на нашу думку, забезпечує прозорість, інтерпретованість та узгодженість рішень із нормативною базою і практиками внутрішнього аудиту.

Вказаний метод є математичним проявом дискретної логіки оцінювання, що дозволяє аудитору визначити істинність або хибність твердження про наявність ризику на основі набору умов типу «якщо–то». Така модель, будучи легко формалізованою у вигляді набору логічних предикатів, становить ядро rule-based підходу.

Розглянемо структуру та властивості такої моделі детальніше.

Продукційні правила пропонується подати у наступному вигляді:

$$r_k: \left(\bigvee_{j \in S_k} C_j(f_j) \right) \Rightarrow R(x) := r_k, \qquad (4)$$

де $C_j(f_j)$ – булевий предикат для ознаки f_j, $r_k \in [0,1]$.

Під час побудови моделі на основі логічних правил кожне правило зазвичай формалізує окрему ознаку або просту логічну комбінацію ознак, яка сигналізує про можливу ризикованість господарської ситуації.

Наприклад: *IF (f1 > 100000) AND (f3 = “невідомий”) THEN R(x) := 0.9*

Проте в реальному аудиторському процесі ризик виникає не як наслідок однієї ознаки, а як комплексний ефект взаємодії множини факторів. Саме тому виникає потреба у агрегації. Тобто поєднанні часткових оцінок ризику, що ґрунтуються на окремих правилах, у єдину інтегральну оцінку.

Агрегацію опишемо так

$$R(x) = \max_k \{ r_k \text{ застосоване до } x \}. \qquad (5)$$

Вважаємо, що у цьому зв’язку природною та обґрунтованою є побудова моделі логістичної регресії, яка поєднує в собі простоту інтерпретації, формальну строгість і здатність моделювати ймовірність настання певної події (ризикового стану) на основі вхідних ознак.

Тоді з математичної точки зору логістична регресія дозволяє нам подати функцію ризику як функцію ймовірності, яка відображає зважену суму ознак у відрізок [0;1]. Тобто в інтервал можливих значень імовірності.

Формалізуємо вираз для логістичної регресії.

$$P(y_i = 1 | \vec{x}_i) = \frac{1}{1 + exp\left(-\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^{m} \beta_i \cdot f_{ij}\right)\right)}, \qquad (6)$$

де β_0 – системна оцінка базового ризику для об'єкта без врахування специфіки; β_i –автоматично навчена або експертно задана оцінка вагомості ознаки («відсутність зовнішнього аудитора», «низький рівень автоматизації обліку», «відхилення від стандартів», тощо).

Тобто, якщо $\beta_i > 0$, то збільшення x_i підвищує ризик. Якщо $\beta_i < 0$, то збільшенняx_i знижує ризик. Якщо $\beta_i = 0$, , то ознака x_i не впливає на результат.

Зазначимо, що у рамках побудови математичної моделі оцінювання ризику в системі підтримки внутрішнього аудиту суб'єкта господарювання, нами розглянуто два комплементарних підходи. Перший – детермінований (логічний). Та другий статистичний (ймовірнісний).

Підхід, представлений математичними виразами (4) та (5), ґрунтується на дискретній логіці. Це фактично дозволяє нам формалізувати експертні судження у вигляді набору дедуктивних правил типу «якщо–то». У математичному сенсі така модель визначає характеристичну функцію $R: X \to \{0,1\}$, яка встановлює, чи вважається об'єкт ризиковим згідно з логічними умовами, без проміжних значень ймовірності.

Цей підхід матиме значення в початковій фазі побудови системи, оскільки дозволяє кодувати доменно-залежні гіпотези, зокрема ті, які ще не мають достатньої статистичної підтвердженості, але прийняті в експертному середовищі.

Логістична регресія, описана виразом (6), виконує статистичне узагальнення rule-based моделі, та дозволяє не лише враховувати ті ж самі ознаки, що й логічна модель, але й встановлювати вагу впливу кожної ознаки, моделювати неповноту інформації, а також отримувати оцінку ризику у вигляді неперервної ймовірності, тобто $R(x) \in (0,1)$.

Проте в задачах внутрішнього аудиту, де багато експертних оцінок формуються за допомогою суб'єктивних формулювань типу «високий рівень витрат», «помірна кількість операцій», «ймовірна загроза» тощо, жорстка двозначність (істина/хиба) або сувора числова модель можуть втратити частину змісту, що несе неформалізована експертна інформація. Тому для подолання цієї обмеженості та формалізації лінгвістично заданих знань, вважаємо доцільним впровадження в модель нечіткої логіки. Такий підхід дає нам можливість інтерпретувати не лише факт спрацювання правила, а й ступінь належності до ризикової зони. Окрім того, можна алгоритмічно реалізувати гнучкі межі між допустимими й критичними значеннями показників, а також моделювати експертні судження, які важко звести до строгої логіки або імовірнісної залежності. Тоді нечітка логіка природно поєднує сильні сторони rule-based підходу (інтерпретованість, вирази 4 та 5) і гнучкість статистичних моделей (вираз 6), дозволяючи моделі системи підтримки внутрішнього аудиту оперувати нечіткими лінгвістичними змінними, агрегованими за законами нечіткої імплікації, композиції та дефазифікації.

Тоді ознаки переводяться у нечіткі множини. Як-от,

$$f_1 \to \mu_{сума}^{висока}(f_1), \quad (7)$$

$$f_2 \to \mu_{частота}^{ризик}(f_2), \quad (8)$$

І так далі.

В цілому правила будуть мати наступний вигляд

IF *сума is ВИСОКА* ***AND*** *контрагент is НЕВІДОМИЙ* ***THEN*** *ризик is ВИСОКИЙ*

У нашій моделі ці два підходи не суперечать один одному, а навпаки – доповнюють. Тобто модель rule-based (4, 5) задає структуру початкових правил, які можуть бути використані як гіпотези або фільтри. А логістична регресія (6) – інструмент кількісної оцінки, який дозволяє калібрувати ступінь ризику з урахуванням історичних даних. Таким чином, логістична регресія у нашій роботі виконує функцію статистичної інтерпретації ймовірностей, пов'язаних із логічно заданими патернами, формалізованими у rule-based моделі. Це відповідає принципу байєсівського мислення: дедуктивні правила – як апріорні припущення, які уточняються через статистичну оцінку на основі емпіричних даних.

Інтеграція цих моделей дозволяє нам отримати багаторівневу та адаптивну оцінку ризику, яка охоплює як формалізовані числові показники, так і якісні експертні судження. Однак цінність такої оцінки проявляється лише тоді, коли її результати інтерпретуються у вигляді конкретного рішення, що приймається суб'єктом господарювання або автоматизовано в системі контролю (тобто ІСПВА). Тому наступним логічним кроком є визначення процедури прийняття остаточного рішення на основі узагальненого ризику, розрахованого в межах запропонованої математичної моделі. Така процедура має не лише класифікувати рівень ризику, але й визначати тип реагування – від інформаційного попередження до ініціювання внутрішнього аудиторного розслідування.

Формалізуємо це так

$$h(x) = \begin{cases} 1, \ if \ R(x) \geq \theta, \\ 0, \ \text{otherwise}, \end{cases} \tag{9}$$

де θ –параметр, який може бути адаптивним, залежно від політики ризик-менеджменту організації.

Тобто, резюмуючи наші судження, констатуємо, що наукова новизна нашої моделі (1) – (9) полягає в тому, що в процесі дослідження запропоновано уніфіковану математичну модель оцінки ризику, що підтримує інтеграцію правил, ймовірнісних підходів і нечіткої логіки. Для ІСПВА пропонується гібридна стратегія прийняття рішень, яка дозволяє враховувати експертні знання (через правила), статистичні закономірності (через логістику) та лінгвістичні змінні (через fuzzy logic). А також в моделі (1) – (9) присутня можливість самонавчання на основі оновлених аудиторських рішень.

Після побудови математичної моделі оцінки ризику на основі ознакового простору, логістичної регресії, нечіткої логіки та правил логічного виводу, постає завдання алгоритмізації процесу прийняття остаточного рішення в межах ІСПВА. Формалізація цього процесу у вигляді алгоритму з чітко визначеною послідовністю етапів дозволить нам в ході дослідження забезпечити його програмну реалізацію та інтеграцію в ІСПВА.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

З метою підвищення інженерної зрозумілості та забезпечення можливості трансформації моделі у програмний код, розроблено блок-схему, яка відображає логіку роботи ІСПВА. Це дозволить на наступних етапах дослідження формально описати логіку функціонування запропонованої моделі, враховуючи всі етапи, від попередньої обробки даних до обчислення ризику та генерації рекомендацій щодо дій аудитора.

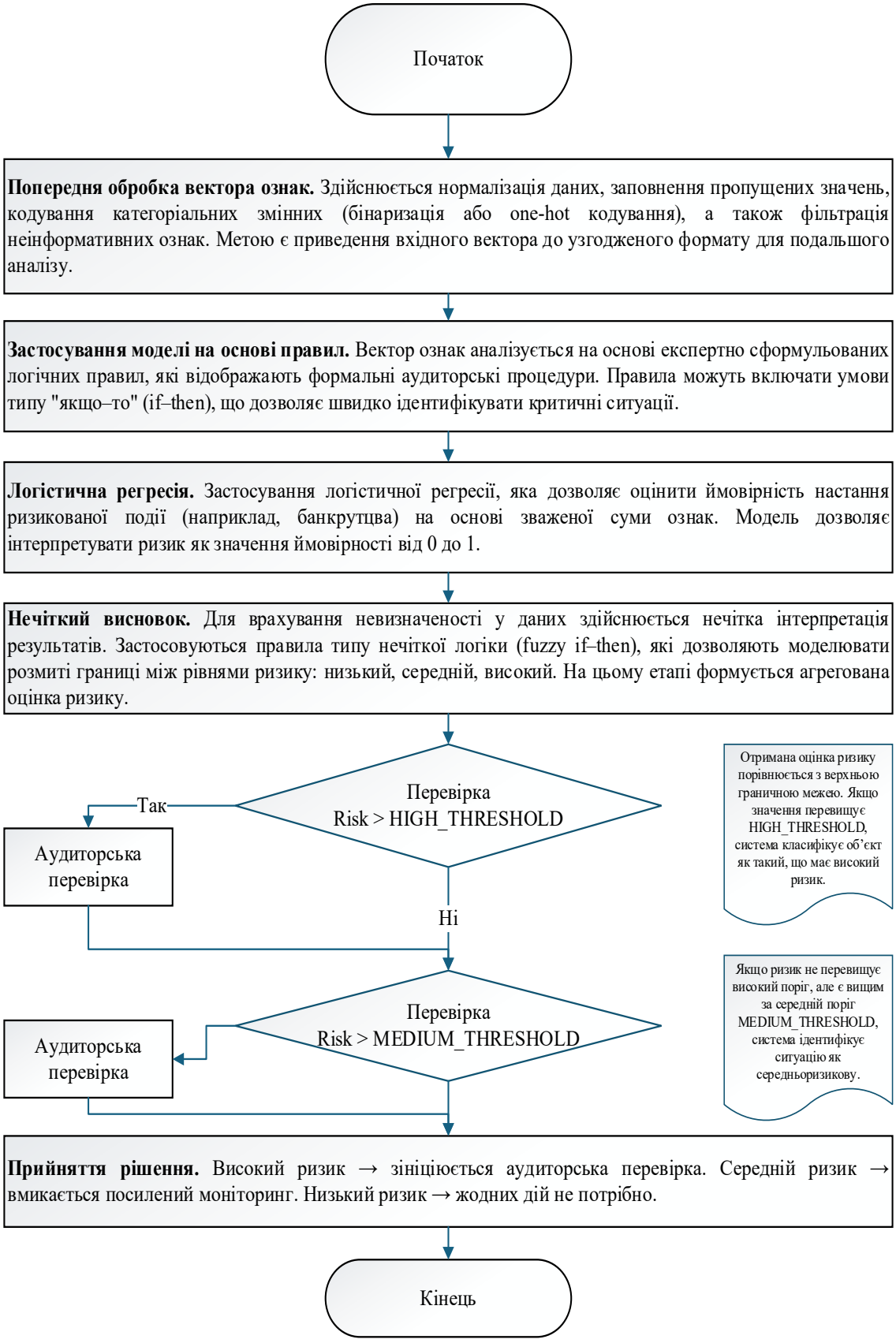

Рис. 1. Блок-схема, яка відображає логіку роботи ІСПВА (розроблена автором)

Наведемо у вигляді блок схеми логіку роботи ІСПВА (Рис.1).

Отже, запропонований алгоритм забезпечує аудиторам прийнятний рівень обчислювальної складності. Найбільш ресурсоємним компонентом є логістична регресія при великій кількості ознак. Разом з тим, за рахунок попереднього скорочення ознакового простору, та використання ефективних бібліотек (до прикладу, scikit-learn), а також можливості реалізації на мікросервісній архітектурі (на чому ми більш детально зупинимося далі у роботі), можна забезпечується масштабованість та можливість реального використовування для підприємств України.

Як видно на рис. 1 фінальна фаза алгоритму зводиться до класифікації ситуації як такої, що вимагає: негайного втручання (високий ризик); посиленого контролю (середній ризик); регулярного спостереження (низький ризик).

Цей вибір є основою для подальших дій ІСПВА. Тобто формування звіту, сповіщення аудитора, або автогенерації рекомендацій.

Зазначимо, що архітектура алгоритму є відкритою до розширення. Зокрема, замість логістичної регресії може бути застосована будь-яка модель машинного навчання (XGBoost, Random Forest), а в блоках нечіткої логіки можуть додаватись нові лінгвістичні змінні. Це відкриває шлях до адаптивного налаштування ІСПВА під потреби конкретного суб’єкта господарювання.

Рис. 1. Блок-схема, яка відображає логіку роботи ІСПВА (розроблена автором)

ВИСНОВКИ

В статі отримано наступні результати та зроблено такі висновки.

1. Здійснено формалізацію математичної моделі інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту суб’єкта господарювання (ІСПВА), яка орієнтована на оцінку економічних ризиків, що можуть впливати на фінансову стійкість, прибутковість та операційну ефективність підприємства. На відміну від більшості чинних підходів, що базуються переважно на ручних аудиторських процедурах або фрагментарному використанні статистичних методів, у межах статі запропоновано уніфіковану модель, яка синтезує логічні, імовірнісні та нечіткі компоненти в єдиному інтелектуальному середовищі.

2. Здійснене дослідження дозволило сформулювати та реалізувати формалізований ознаковий простір аудиторських об’єктів, що уможливлює подальше застосування методів машинного навчання та rule-based логіки для автоматизованого оцінювання ризику. На основі цього побудовано функцію ризику, яка моделює рівень критичності об’єкта внутрішнього аудиту через параметризовану комбінацію ознак, з урахуванням вагової значущості та адаптивного порогового механізму прийняття рішень.

3. Запропоновано гібридну архітектуру функціонування ІСПВА, яка поєднує rule-based правила, логістичну регресію та нечітку логіку в єдиному обчислювальному контурі. Така модель забезпечує не лише класифікацію об'єктів як ризикових/неризикових, але й дає змогу обґрунтовано інтерпретувати ступінь ризику у вигляді нормованої оцінки, що має управлінську цінність.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Гнатченко , Д. . (2023). Моделювання інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту суб'єкта господарювання. *Управління розвитком складних систем*, (54), 114–121. https://doi.org/10.32347/2412-9933.2023.54.114-121
2. Криворучко , О., & Гнатченко , Д. (2024). ФУНКЦІОНАЛЬНІ ОСОБЛИВОСТІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ВНУТРІШНЬОГО АУДИТУ. *Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка»*, *4*(24), 40–49. https://doi.org/10.28925/2663-4023.2024.24.4049
3. Михайленко О.В., Ніколаєнко С.М., Насіканова О.О. (2017). Управління ризиками діяльності підприємства. *Проблеми системного підходу в економіці.* Вип. 6. С. 144–147. https://psae-jrnl.nau.in.ua/journal/6_62_1_2017_ukr/24.pdf
4. Доценко, І. О. (2013). Формування системи оцінювання рівня економічної безпеки підприємства з урахуванням впливу підприємницьких ризиків. *Вісник одеського національного університету. Економіка*, (18, Вип. 1), 69-78. https://elar.khmnu.edu.ua/handle/123456789/4093
5. Адаменко, М. І., Березуцький, В. В., Кучук, Н. Г., & Палант, О. Ю. (2015). Загальносистемний ризик відмови системи після модернізації. *Системи обробки інформації*, (10), 159-162. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=soi_2015_10_36
6. Роскладка, А. А. (2015). Визначення вагових коефіцієнтів системи ключових показників процесу. *Проблеми і перспективи розвитку підприємництва*, (1 (2)), 82-88. https://api.dspace.khadi.kharkov.ua/server/api/core/bitstreams/224c40e6-9d03-414a-b9d5-8fea6774dc95/content
7. Loi, A. V. (2023). Ідентифікація ризиків формування економічного потенціалу підприємства торгівлі. *Aktual'ni Problemy Ekonomiky= Actual Problems in Economics*, (265), 47-56. DOI: 10.31617/visnik.knute.2021(140)06
8. Huang, J. C., Tsai, Y. C., Wu, P. Y., Lien, Y. H., Chien, C. Y., Kuo, C. F., & Kuo, C. H. (2020). Predictive modeling of blood pressure during hemodialysis: a comparison of linear model, random forest, support vector regression, XGBoost, LASSO regression and ensemble method. *Computer methods and programs in biomedicine*, 195, 105536. DOI:10.1016/j.cmpb.2020.105536
9. Fatima, S., Hussain, A., Amir, S. B., Ahmed, S. H., & Aslam, S. M. H. (2023). XGBoost and random forest algorithms: an in depth analysis. *Pakistan Journal of Scientific Research*, 3(1), 26-31. DOI:10.57041/pjosr.v3i1.946
10. Дем'яненко, Т. Є. (2016). Теоретичні аспекти поглиблення сутності внутрішнього аудиту. *Облік і фінанси*, (3), 122-127. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=Vonu_econ_2013_18_1_10
11. Перерва, П., Маслак, О., Кобєлєва, Т., Кучинський, В., & Ілляшенко, С. (2021). Ефективність інформаційних технологій в управлінні інтелектуальною власністю промислового підприємства. *Вісник Національного технічного університету" Харківський політехнічний інститут"(економічні науки)*, (1), 53-58. https://doi.org/10.20998/2519-4461.2021.1.53
12. Чорноус, Г. О. (2016). Агентна модель інтелектуальної інформаційної системи управління в економіці. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Економіка*, (1), 41-47. http://dx.doi.org/10.17721/1728-2667.2016/178-1/7

КІБЕРБЕЗПЕКА: освіта, наука, техніка
CYBERSECURITY: EDUCATION, SCIENCE, TECHNIQUE
№ 3 (27), 2025
ISSN 2663 - 4023

Hnatchenko Dmytro
Senior Lecturer at the Department of Software Engineering and Cybersecurity
State University of Trade and Economics: Kyiv, Ukraine
ORCID ID: 0000-0002-6584-4525
dmitriy.gnatchenko@gmail.com

Desiatko Alona
PhD, Associate professor, Head of the Department of Software Engineering and Cybersecurity
State University of Trade and Economics, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0000-0002-2284-3418
desyatko@gmail.com

MATHEMATICAL MODEL AND ALGORITHMIZATION OF FUNCTIONS OF THE COMPUTING CORE OF AN INTELLIGENT INTERNAL AUDIT SUPPORT SYSTEM

Abstract. The article addresses the synthesis of the computing core of an intelligent internal audit support system (IIASS) for a business entity. A formalized mathematical model of the IIASS is developed, focusing on the assessment of economic risks that may affect a company's financial stability, profitability, and operational efficiency. Unlike most existing approaches that rely on manual audit procedures or fragmented statistical methods, the proposed unified model integrates logical, probabilistic, and fuzzy components within a single intelligent environment. The audit object feature space is examined as a foundation for the application of machine learning methods and rule-based logic in automated risk evaluation. A risk function is constructed to model the criticality level of internal audit objects through a parameterized combination of features, incorporating feature weighting and an adaptive decision threshold mechanism. A hybrid architecture for the IIASS is proposed, combining rule-based logic, logistic regression, and fuzzy inference in a unified computing framework. The developed model, intended to serve as the core of the IIASS, provides not only risk/non-risk classification but also substantiated interpretation of risk levels as normalized scores, offering managerial value to business entities. The results presented may form the basis for further software implementation of the IIASS, integration with corporate ERP systems, and functional expansion through ensemble learning strategies.

Keywords: intelligent system; mathematical modeling; machine learning; risk forecasting; logistic regression; decision support; internal audit; audit automation

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. Hnatchenko, D. D. (2023). Modeliuvannia intelektualnoi systemy pidtrymky vnutrishnoho audytu subiekta hospodariuvannia. *Upravlinnia rozvytkom skladnykh system. Kyiv,* (54), 114–121 https://doi.org/10.32347/2412-9933.2023.54.114-121
2. Kryvoruchko, Olena. "Funktsionalni osoblyvosti intelektualnoi systemy vnutrishnoho audytu." Elektronne fakhove naukove vydannia «Kiberbezpeka: osvita, nauka, tekhnika» 4.24 (2024): 40–49. *https://doi.org/10.28925/2663-4023.2024.24.4049*
3. Mykhailenko, O. V., Nikolaienko, S. M., Nasikanova, O. O. (2017). Upravlinnia ryzykamy diialnosti pidpryiemstva. *Problemy systemnoho pidkhodu v ekonomitsi*, (6(1)), 144–147. *https://psae-jrnl.nau.in.ua/journal/6_62_1_2017_ukr/24.pdf*

4. Dotsenko, I. O. (2013). Formuvannia systemy otsiniuvannia rivnia ekonomichnoi bezpeky pidpryiemstva z urakhuvanniam vplyvu pidpryiemnytskikh ryzykiv. *Visnyk Odeskoho natsionalnoho universytetu. Ekonomika,* (18, Vyp. 1), 69–78. *https://elar.khmnu.edu.ua/handle/123456789/4093*
5. Adamenko, M. I., Berezutskyi, V. V., Kuchuk, N. H., Palant, O. Yu. (2015). Zahalnosystemnyi ryzyk vidmovy systemy pislia modernizatsii. *Systemy obrobky informatsii*, (10), 159–162. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=soi_2015_10_36
6. Roskladka, A. A. (2015). Vyznachennia vahovykh koefitsiientiv systemy kliuchovykh pokaznykiv protsesu. *Problemy i perspektyvy rozvytku pidpryiemnytstva*, (1(2)), 82–88. https://api.dspace.khadi.kharkov.ua/server/api/core/bitstreams/224c40e6-9d03-414a-b9d5-8fea6774dc95/content
7. Loi, A. V. (2023). Identyfikatsiia ryzykiv formuvannia ekonomichnoho potentsialu pidpryiemstva torhivli. *Aktual'ni Problemy Ekonomiky = Actual Problems in Economics*, (265), 47–56.
8. Huang, J. C., Tsai, Y. C., Wu, P. Y., Lien, Y. H., Chien, C. Y., Kuo, C. F., & Kuo, C. H. (2020). Predictive modeling of blood pressure during hemodialysis: a comparison of linear model, random forest, support vector regression, XGBoost, LASSO regression and ensemble method. *Computer methods and programs in biomedicine*, 195, 105536. DOI:10.1016/j.cmpb.2020.105536
9. Fatima, S., Hussain, A., Amir, S. B., Ahmed, S. H., & Aslam, S. M. H. (2023). XGBoost and random forest algorithms: an in depth analysis. *Pakistan Journal of Scientific Research*, 3(1), 26–31. DOI:10.57041/pjosr.v3i1.946
10. Demianenko, T. Ye. (2016). Teoretychni aspekty pohlyblennia sutnosti vnutrishnoho audytu. *Oblik i finansy*, (3), 122–127. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=Vonu_econ_2013_18_1_10
11. Pererva, P., Maslak, O., Kobieleva, T., Kuchynskyi, V., Illiashenko, S. (2021). Efektyvnist informatsiinykh tekhnolohii v upravlinni intelektualnoiu vlasnistiu promyslovoho pidpryiemstva. *Visnyk Natsionalnoho tekhnichnoho universytetu "Kharkivskyi politekhnichnyi instytut" (ekonomichni nauky)*, (1), 53–58. https://doi.org/10.20998/2519-4461.2021.1.53
12. Chornohus, H. O. (2016). Ahentna model intelektualnoi informatsiinoi systemy upravlinnia v ekonomitsi. *Visnyk Kyivskoho natsionalnoho universytetu imeni Tarasa Shevchenka. Ekonomika*, (1), 41–47. http://dx.doi.org/10.17721/1728-2667.2016/178-1/7