

Неліпа О. Д., Калита Н. І.

ГІБРИДНІ МОДЕЛІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ЗАДАЧАХ АВТОМАТИЗОВАНОГО ОЦІНЮВАННЯ ДОСТОВІРНОСТІ РЕЗУЛЬТАТІВ ВАЛІДАЦІЇ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Предметом дослідження є автоматизоване оцінювання достовірності результатів валідації в інформаційних системах з огляду на структурні залежності між компонентами й семантичний зміст валідаційних артефактів. Мета роботи – підвищення надійності та відтворюваності валідації за допомогою розроблення гібридної моделі штучного інтелекту, що інтегрує графові та семантичні види подання даних для регресійного оцінювання рівня достовірності. Завдання дослідження: аналіз структурних і структурно-семантичних моделей (AST, PDG, CPG, Vul-LMGNN, ECHO, C-PCFG) у контексті валідації інформаційних систем; формулювання математичної постановки задачі оцінювання достовірності; розроблення архітектури гібридної моделі на основі GNN і трансформерного кодувальника; реалізація механізму інтеграції структурної та семантичної модальностей у спільному векторному просторі; експериментальне дослідження на графовому фінансовому наборі даних DgraphFin V2 й порівняння з базовими моделями. Методи дослідження передбачають графові нейронні мережі, трансформерний кодувальник типу BERT/CodeBERT, регресійне моделювання із сигмоїдною активацією, оптимізацію методом Adam та статистичне оцінювання якості й калібрування (MSE, MAE, ECE, R^2 , Spearman ρ , ROC-AUC). Результати роботи. Запропонована гібридна архітектура забезпечує регресійне оцінювання достовірності в інтервалі [0;1] і демонструє стабільну збіжність без ознак перенавчання, а також кращі значення всіх ключових метрик порівняно з чисто семантичними, чисто структурними та класичними статистичними моделями. Аналіз ваг механізму самоуваги підтвердив коректну ідентифікацію значущих структурних і семантичних залежностей. Висновок: запропонована модель забезпечує більш точне каліброване оцінювання достовірності результатів валідації, що дає змогу автоматизувати відбір ненадійних результатів, зменшити вплив людського фактора й підвищити відтворюваність валідаційних процедур. Перспективним напрямом подальших досліджень є розвиток мультимодальних архітектур із динамічним перерозподілом ваг між модальностями.

Ключові слова: гібридні моделі штучного інтелекту; валідація інформаційних систем; графові нейронні мережі; трансформерні моделі; оцінювання достовірності; DgraphFin V2; регресійне моделювання; калібрування ймовірностей.

1. Вступ

Стабільне підвищення комплексності сучасних інформаційних систем стало причиною важливості етапу валідації як ключового складника їх функціонування. Із зростанням обсягів даних і ускладнення багатокomпонентних архітектур програмного забезпечення підтримка достовірності й точності результатів валідації насамперед визначає загальну цілісність системи. Традиційні методи валідації здебільшого залежать від людського досвіду та інтерпретації вручну, що неминує призводить до суб'єктивізації процесу оцінювання, його непослідовності та обмеженої розширюваності. Крім того, не є явною і перспектива відтворюваності традиційних методів валідації, оскільки підсумкова оцінка часто залежить від конкретного експерта або особливостей контексту тестування.

Технології штучного інтелекту визначаються альтернативною парадигмою в цьому контексті, дотримання якої здатне усунути зазначені обмеження

за допомогою автоматизації оцінювання результатів валідації та зниження впливу людського фактора. З огляду на вищесказане подібні архітектури моделей застосовуються тоді, коли обсяг даних і складність взаємозв'язків у межах інформаційної системи (ІС) роблять мануальну перевірку непрактичною.

Окреслена проблема є особливо актуальною в таких середовищах, як банкові та фінансові платформи, корпоративні бази даних, інфраструктурні варіації DevOps, а також в аналітичних та інженерних обчислювальних комплексах, для яких цільова модель здатна інтерпретувати не тільки структурні залежності між компонентами, але й текстові матеріали, що дає змогу виявляти суперечності й аномалії, на які в іншому разі можна не зважати.

2. Аналіз літературних джерел і визначення проблеми дослідження

Спершу варто звернути увагу на структурно-семантичний аналіз даних і програмного складника

IC, що спирається на сукупність подання, призначену для фіксації як синтаксичної структури, так і логічних залежностей у межах системи. Серед такого подання основоположну позицію мають три базові структури: абстрактні синтаксичні дерева (*Abstract Syntax Tree* – AST) [1], графи програмних залежностей (*Program Dependency Graph* – PDG) [2] і граф властивостей коду (*Code Property Graph* – CPG) [3], які утворюють теоретичне підґрунтя сучасних гібридних інтелектуальних моделей, орієнтованих на структурний аналіз.

AST відтворюють ієрархічну структуру вихідного коду або вхідної інформації, переводячи їх граматичну організацію у формалізовану форму. Кожний вузол у дереві відповідає синтаксичній конструкції, тобто вислову, оператору або певній інструкції, а ребра визначають батьківські відношення між цими елементами.

На відміну від простих послідовних токенів, AST мають таку структуру, в якій спостерігається абстракція від поверхневих деталей типу пунктуації або форматування й водночас зберігається наявна структура програми. Така ієрархічна організація дає змогу виконувати семантичні перевірки, перетворення та аналітичні операції з вищою точністю, оскільки взаємозв'язки між компонентами є чітко закодованими.

Так, у дослідженні [1] описано підхід до кросмовної класифікації програм із використанням уніфікованого абстрактного синтаксичного дерева (UAST). Нейромережева модель була розроблена як поєднання двох підмереж – SAST (послідовної) та GAST (графової) – для одночасного вилучення глобальних синтаксичних і локальних семантичних ознак коду.

Запропоновано механізм уніфікованого словника, за допомогою якого зменшується різниця між мовами програмування способом нормалізації вузлів AST. Продемонстровано вищі показники точності, повноти й міри F1 порівняно з CodeBERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) і InferCode на наборах даних із *Java*, *C++*, *Python*, *C* та *JavaScript*, що підтверджує ефективність моделі в завданні кросмовного семантичного аналізу коду.

Структурі PDG властиве розширення цієї парадигми, що передбачає подання залежностей даних і логіку керування в системі, які сукупно визначають характер роботи програми. У цих графах вузли відповідають операторам або інструкціям, а спрямовані ребра описують зв'язки, що визначають порядок виконання або потік даних. Керувальні

залежності відтворюють логічні умови, від яких залежить виконання певних інструкцій, тоді як залежності даних визначають принцип задавання, поширення та використання даних між операціями. Такий дуальний підхід дає змогу аналізувати як причинно-наслідкові, так і функціональні відношення, що є важливим для розуміння того, як зміни в одній частині процесу впливають на результати в іншій.

У роботі [2] запропоновано розширену модель – паралельно семантичну PDG (*Parallel Semantics Program Dependence Graph* – PS-PDG) – як еволюцію класичного PDG, який описує залежності даних і керування між інструкціями програми. Продемонстровано, що традиційний PDG, орієнтований на послідовний код, обмежує оптимізаційний простір для паралельних програм.

Модель PS-PDG узагальнює попередню структуру способом додавання ієрархічних вузлів, контекстів, направлених і ненаправлених ребер та змінних із паралельною семантикою. Завдяки цьому забезпечується точне збереження семантики паралельного виконання в компіляторах і оптимізація планів розпаралелювання для OpenMP (*Open Multi-Processing*) і Cilk, що сприяє зростанню продуктивності без порушення семантичної еквівалентності.

CPG об'єднують описані структури в єдину репрезентацію, суміщаючи синтаксичну, семантичну та керувальну інформацію, і таким чином є цілісною системою для аналізу та виявлення закономірностей.

У статті [3] розроблено підхід до інтеграції LLVM-IR (*Low Level Virtual Machine – Intermediate Representation*) у структуру CPG для уніфікованого подання вихідного й проміжного коду. Метою є подолання обмежень попередніх реалізацій CPG, що працювали лише з окремими мовами. Автори вперше запропонували повне відтворення інструкцій LLVM-IR у вузли CPG без втрати сумісності зі структурою, підтримали оброблення винятків LLVM і оптимізували граф, зменшивши кількість вузлів без втрати семантики. Експериментально підтверджено, що аналізи, створені для вихідного коду, можуть без змін використовуватись до LLVM-IR. Застосування до бібліотек *Rust* продемонструвало масштабованість і стабільність підходу (менше ніж 1% помилок парсингу), що робить модель придатною для багатомовного аналізу й безпечного виявлення вразливостей у компільованих або відновлених із бінарних файлів програмах.

Унаслідок перенесення цих структурних моделей в область валідації інформаційних систем вони набувають ширшого інтерпретаційного значення. У валідаційних підсистемах окремі елементи даних, правила перевірки й проміжні результати можуть розглядатися як вузли графа залежностей, а відношення, що визначають їх перетворення або взаємодію з ними, – як ребра. Така структурна репрезентація дає змогу автоматично виявляти невідповідності та логічні відхилення.

Отже, гібридність моделей штучного інтелекту в цьому дослідженні розглядається як синтез глибоких мовних видів подання за типом BERT або CodeBERT, що спеціалізуються на семантичному моделюванні та контекстному аналізі, з графовими нейронними архітектурами, зокрема GNN (*Graph Neural Networks*) або їх рекурентними варіаціями GGNN (*Gated Graph Neural Networks*), застосування яких є актуальним для моделювання реляційних залежностей та ієрархічних структур [4]. Таке поєднання дає змогу моделям фіксувати неструктуровані дані з огляду не тільки на їх мовний зміст, але й логіко-топологічну організацію.

Як показовий приклад такого переходу варто згадати архітектуру Vul-LMGNN, що об'єднує структуру CPG з векторними видами подання CodeBERT і шаром GGNN. CodeBERT застосовується для генерації семантично значущими векторними видами подання токенів [5], що відіграють роль вихідних ознак для вузлів графа [6]. Компонент GGNN необхідний для поширення й агрегації інформації по ребрах графа за допомогою механізмів рекурентного обміну сигналами, що дає змогу моделі брати до уваги й вивчати залежності між структурними й контекстними елементами коду.

Емпіричне оцінювання Vul-LMGNN з використанням різних еталонних наборів даних, наприклад DiverseVul [7], Devign [8] та Draper VDSIC (*Vulnerability Detection in Source Code*) [9], показало вищу ефективність моделі за показниками точності й міри F1 порівняно з ізольованими методами, основаними тільки на трансформерних моделях і тільки на графових мережах. Отже, на наборі DiverseVul виявлено показники точності – 93,06% та міри F1 – 23,54%, що вказує на перевершення запропонованою моделлю GraphCodeBERT приблизно на 2 відсоткових пункти. Подібні покращення було зафіксовано й унаслідок виявлення міжмовних проблемних аспектів і невідповідностей у коді, що

підтвердило ефективність суміщення лінгвістичних і структурних видів подання.

Практичне застосування гібридної архітектури також продемонстровано в задачах автоматизованого оцінювання в алгоритмі ECHO (*Efficient Critique Harvesting and Ordering*) [10]. Розроблений для автоматизованого оцінювання освітніх середовищ програмування, цей алгоритм застосовує подання у вигляді синтаксичних дерев для прогнозування коментарів і автоматичної генерації зворотного зв'язку щодо студентського коду. Система передбачає побудову AST для кожної відправленої програми, виокремлення повторних структурних шаблонів і зіставлення їх з базою попередньо анотованих фрагментів коду. Завдяки виявленню структурних і семантичних подібностей ECHO визначає, які зауваги чи виправлення є найбільш релевантними для конкретного варіанта розв'язання задачі.

Такий підхід за своєю сутністю узгоджується з логікою автоматичної валідації в інформаційних системах. Ключовою перевагою моделей типу ECHO є гібридний механізм перетворення, який поєднує структурний аналіз із навченими семантичними асоціаціями. За допомогою алгоритмів аналізу дерев, зокрема *TreeminerD*, система виявляє часті підшаблони в структурі AST, обчислює зважені міри подібності та класифікує можливі варіанти фідбеку залежно від їх контекстної релевантності. Це забезпечує узгоджене відтворення структурних і семантичних властивостей перевірених артефактів [11], що дає змогу автоматизованій системі формувати релевантні та відтворювані оцінки валідаційних результатів без залучення експертної інтерпретації.

Поруч з архітектурами Vul-LMGNN та ECHO важливе значення має модель C-PCFG (*Compound Probabilistic Context-Free Grammar*) [12], що зосереджується на індукції граматики з імовірнісно-генеративного погляду. На відміну від традиційних імовірнісних контекстно-вільних граматики (PCFG), у цій моделі впроваджується прихована безперервна змінна z , що моделює ймовірнісні правила на рівні речення. Це дає змогу в граматиках брати до уваги контекстно-залежні синтаксичні варіації, поєднуючи ригідні символні граматики з нейромережевими контекстними видами подання. З практичного погляду кожне речення моделюється як згенероване з розподілу PCFG, параметризованого змінною z , що забезпечує врахування віддалених синтаксичних

залежностей за умови збереження зрозумілої деревоподібної структури генерації.

Навчання цієї моделі реалізується за допомогою методу згорнутого варіаційного виведення, за якого приховані синтаксичні дерева маргіналізуються з використанням динамічного програмування. Модель визначається високою результативністю в задачах неконтрольованого синтаксичного розбору на англійському корпусі РТВ (*Penn Treebank*) і китайському корпусі СТВ (*Chinese Treebank*), перевершуючи більш старі нейронні моделі граматичної індукції, як-от PRPN (*Parsing-Reading-Predict Network*) та ON (*Ordered Neurons*).

3. Мета дослідження

Мета роботи полягає в аналізі наявних гібридних моделей штучного інтелекту, оцінюванні їх потенціалу для автоматизації процесу перевірки надійності результатів валідації інформаційних систем, а також у розробленні прототипу нової гібридної моделі, спеціально орієнтованої на цю предметну галузь.

4. Викладення основного матеріалу

Запропонована гібридна модель штучного інтелекту, зображена на рис. 1, здатна автономно оцінювати достовірність результатів валідації в ІС.

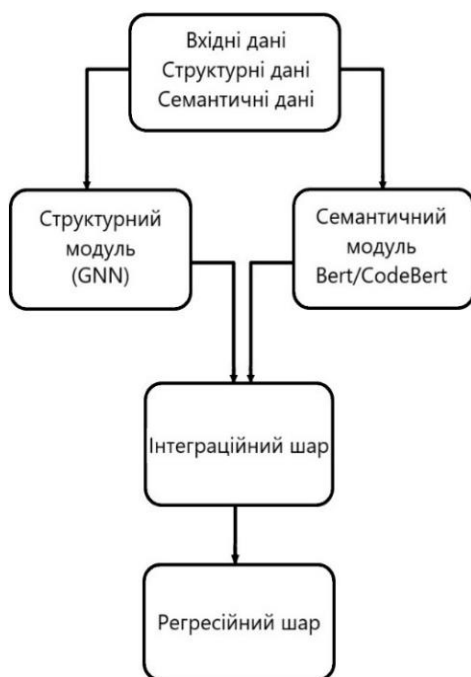


Рис. 1. Архітектура гібридної моделі оцінювання достовірності результатів валідації

Модель ґрунтується на об'єднанні семантичних і структурних аспектів аналізу даних, що дає змогу виявляти невідповідності, логічні відхилення [13] й аномальні результати перевірки [14].

Формально поставлена задача виражається таким чином. Припускається наявність множини результатів валідації:

$$R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}. \quad (1)$$

Кожен елемент $r_i, i = \overline{1, N}$ є структурним об'єктом, що містить два компоненти:

$$r_i = (S_i, T_i), \quad (2)$$

де S_i – множина структурних властивостей результату (операції, залежності, перевірки); T_i – множина семантичних властивостей результату (вимоги, правила, пояснення).

Для кожного результату r_i формується вектор ознак $A_i = q(r_i)$, де $q(\cdot)$ поєднує структурні й семантичні види подання в єдиний вектор фіксованої розмірності.

Задача зводиться до побудови оцінної функції:

$$f_\theta(A_i) \rightarrow y_i, \quad (3)$$

де $y_i \in [0; 1]$ відповідає ступеню достовірності певного результату валідації, а θ – набір параметрів моделі, що підлягають оптимізації під час навчання.

Унаслідок комбінованого навчання структурний і семантичний компоненти формують єдине подання, що відтворює як логічну структуру, так і контекстне значення процесів валідації.

Структурний компонент моделі, що реалізує частину функції $f_\theta(A_i)$, базується на побудові структурного подання валідаційного середовища інформаційної системи, описаний у вигляді орієнтованого графа:

$$G = (V, E); \quad (4)$$

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}; \quad (5)$$

$$E = \{e_{kj} = (V_k, V_j) \mid V_k, V_j \in V\}, \quad (6)$$

де V – множина вершин, що відповідають окремим компонентам, залученим у процес валідації; E – множина орієнтованих ребер, що кодують логічні та інформаційні залежності між ними. Кожна вершина V_k відповідає певному елементу перевірки, тобто джерелу даних, правилу перетворення, обмеженню цілісності, алгоритмічному модулю чи

проміжному обчислювальному результату, а кожне спрямоване ребро e_{kj} задає причинно-наслідковий або інформаційний зв'язок між компонентами.

Отриманий граф відтворює багаторівневу логіку залежностей, що лежить в основі процесу валідації. Якщо обчислювальний вузол залежить як від попереднього етапу агрегації, так і від зовнішнього вхідного параметра, графова структура явно кодує ці зв'язки, що дає змогу моделі відстежувати, яким чином локальні невідповідності поширюються системою.

Побудований граф інтегрується у високорозмірний векторний простір із застосуванням GNN. Подання кожного вузла ітеративно уточнюється завдяки механізму передачі повідомлень (*message passing*), що допомагає мережі інтегрувати інформацію не тільки від безпосередніх сусідів, але й з огляду на більш широкий контекст валідації.

Як наслідок, топологічна структура процесу набуває вигляду числового векторного подання, зберігаючи як реляційні залежності, так і ієрархічну значущість елементів системи.

Прихований стан вузлів оновлюється на кожному етапі поширення повідомлень відповідно до правил:

$$h_v^{(t)} = \sigma \left(W_m AGG \left(\left\{ h_u^{(t-1)} \mid u \in N(v) \right\} \right) + W_s h_v^{(t-1)} \right), \quad (7)$$

де $h_v^{(t)}$ – приховане подання вузла V_k на ітерації t ; $N(V)$ позначає множину сусідніх вузлів, що впливають на V_k ; $AGG(\cdot)$ відповідає функції агрегації (усереднення, сума або *attention-pooling*), що об'єднує інформацію із сусідніх вузлів.

Типи ребер у графі можуть бути анованими семантичними мітками, що дає змогу GNN розрізняти характер зв'язків у процесі поширення повідомлень [15], зокрема виокремлювати керувальні, інформаційні та причинно-наслідкові залежності, а також адаптивно зважувати їх вплив на оновлення прихованих станів вузлів під час валідації [16]. Крім того, можуть застосовуватися механізми уваги, що визначають значущість вхідних повідомлень. Це допомагає моделі виокремлювати значущі залежності, які найбільш сильно корелюють зі змінами результатів валідації.

Результатом цього етапу є матриця векторних видів подання вузлів:

$$H_G = [h_1^{cmp}, h_2^{cmp}, \dots, h_n^{cmp}], \quad (8)$$

де кожний вектор h_i^{cmp} відтворює структурну значущість відповідних компонентів валідаційної

мережі. Ці векторні види подання утворюють структурний шар моделі та відповідають GNN на рис. 1.

Отже, важливим етапом запропонованої архітектури є семантична інтерпретація текстової інформації. Для реалізації цього механізму в архітектурі застосовується попередньо навчений кодувальник на основі трансформерної моделі (BERT або CodeBERT), що використовує механізм самоуваги (*self-attention*), який дає змогу фіксувати віддалені залежності між словами й фразами, забезпечуючи розуміння як синтаксичних, так і семантичних відношень у межах текстової послідовності [17].

Кодувальник отримує текстову інформацію, розбиту на токени:

$$X^t = \{x_1, x_2, \dots, x_L\}, \quad (9)$$

де кожний токен $x_t, t = \overline{1, L}$ – мовна одиниця, тобто або слово (лексема), або знак пунктуації.

Проходячи крізь декілька шарів трансформера, модель обчислює контекстні векторні види подання, що відтворюють значення кожного токена не ізольовано, а залежно від усієї решти токенів у послідовності.

Результатом є компактне векторне подання:

$$f_{BERT}(X^t) = [h_1^{cem}, h_2^{cem}, \dots, h_L^{cem}], \quad (10)$$

в якому кожний вектор $h_t^{cem}, t = \overline{1, L}$ кодує контекстне значення відповідного токена в межах усієї семантичної структури опису процесу валідації.

Отже, кодувальник здатний розпізнавати неявну логічну структуру, закладену в інформацію, створену людиною. Трансформер фіксує ці залежності за допомогою ваг уваги, виокремлюючи ключові терміни та їх рольові зв'язки в межах речення. Семантичний кодувальник формує семантичну частину відтворення $f_\theta(A_i)$ та відповідає однойменному модулю на рис. 1.

Відтворюючи подібні елементи в єдиний простір векторних видів подання, модель формує семантичний простір, у якому схожі сценарії валідації розташовуються близько один до одного, тоді як аномальні або суперечливі описи займають більш віддалені області. У такий спосіб забезпечується більш "осмислене" розрізнення системою ступенів смислової подібності та відмінності між контекстами.

Варто зазначити, що попередньо навчений кодувальник також може бути донавченим на спеціалізованих корпусах даних, що містять історичні

звіти щодо валідації, зведення помилок і аудиторські записи. Це підвищує мовну чутливість моделі до термінології та властивих формулювань, що застосовуються у сфері валідації інформаційних систем.

Наступний етап, який відповідає шару інтеграції модальностей на рис. 1, полягає в інтеграції структурної та семантичної модальностей в єдиний прихований простір. Це дає змогу системі аналізувати дані на рівні логіки залежностей і контекстного значення.

Ця інтеграція реалізується способом проектування вихідних видів подання двох компонентів у спільний простір векторних типів подання та їх об'єднання за допомогою зваженого механізму агрегації.

Позначимо матрицю структурних видів подання вузлів графа, отриману після етапу GNN, як X_g , тоді формально це буде виражено як:

$$H = \alpha f_{BERT}(X_t) + (1 - \alpha) f_{GNN}(X_g), \quad (11)$$

де $f_{BERT}(X_t)$ – семантичне подання, отримане мовним кодувальником; $f_{GNN}(X_g)$ – структурне подання, сформоване на базі графа залежностей. Гіперпараметр $\alpha \in [0; 1]$ є регульованим коефіцієнтом рівноваги, що визначає вплив кожної модальності на об'єднане гібридне подання H . Більше значення параметра α пов'язане з підвищенням впливу семантичної інтерпретації, а менше – навпаки, з підвищенням впливу структурного подання.

Перед етапом об'єднання обидва типи векторного подання проходять нормалізацію розмірності для забезпечення числової сумісності. Це реалізується через лінійний шар проєкції:

$$\begin{aligned} z_t &= W_t f_{BERT}(X_t) + b_t \\ z_g &= W_g f_{GNN}(X_g) + b_g \end{aligned} \quad (12)$$

Завершальний етап роботи гібридної архітектури, регресійний шар (рис. 1), полягає в кількісному оцінюванні достовірності валідації, під час якого об'єднане приховане подання перетворюється в імовірнісний показник достовірності.

Це перетворення здійснюється за допомогою регресійного шару повнозв'язним нейронним блоком, який навчений виявляти взаємозв'язок між гібридними ознаками й еталонними мітками валідації.

Математичний опис має такий вигляд:

$$y_i = \sigma(WH + b), \quad (13)$$

де W і b – навчені параметри регресійного шару; $\sigma(\cdot)$ – сигмоїдна функція активації, що обмежує вихідне значення інтервалом $[0; 1]$. Отримане скалярне значення y_i інтерпретується як оцінка достовірності.

Отже, замість категоричного розділення результатів валідації на правильні й неправильні, система формує градуйовані оцінки достовірності, що дає змогу ранжувати результати за ступенем надійності та виокремлювати для мануальної перевірки лише ті з них, що мають низький рівень достовірності.

Відтворення за сигмоїдною функцією також спрощує калібрування вихідних значень із використанням методів, наприклад масштабування Платта (*Platt scaling*) або ізотонічної регресії [18].

На цьому етапі навчання застосовується функція втрат регресійного типу, оскільки оцінка $y_i \in [0; 1]$ відтворює ступінь достовірності. Базовою функцією втрат є середньоквадратична помилка (*Mean Squared Error* – MSE) з регуляризациєю за нормою L2:

$$L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda \|\theta\|_2^2, \quad (14)$$

де y_i – істинна оцінка достовірності для i -го екземпляра; $\hat{y}_i = \sigma(WH_i + b)$ – передбачене значення моделі; N – загальна кількість навчальних екземплярів.

Для оптимізації параметрів моделі застосовується алгоритм Adam (*Adaptive Moment Estimation*), який поєднує переваги методів *Momentum* і *RMSProp* (*Root Mean Squared Propagation* – стохастичний градієнтний спуск), забезпечуючи адаптивне оновлення швидкості навчання для кожного параметра. Зважаючи на гібридність архітектури, де параметри різних модулів можуть мати неоднакові масштаби градієнтів, застосування цього методу є особливо доцільним.

5. Результати дослідження

У межах експериментальної частини проведено комплексне оброблення даних, спрямоване на подальшу емпіричну перевірку ефективності запропонованої гібридної моделі. Основною експериментальною інформаційною базою застосовувалися масиви часових міток вузлів і ребер з фінансового графового набору даних DgraphFin V2 [19], що забезпечують структурно-часове подання валідаційних залежностей.

Аналіз вмісту показав, що масив часових міток вузлів містить приблизно 3,7 млн записів з діапазоном значень від 793 до 2147483648 із середнім значенням 2138483546 за умови середнього відхилення 138732009. Мінімальне 32-бітне значення цілого числа вказує на наявність пошкоджених або фіктивних часових міток, що за замовчуванням застосовуються як тимчасові заповнювачі (*placeholder value*). Це означає, що частина вузлів не має ініціалізованих часових властивостей або містить неповну інформацію про часову активність.

На противагу цьому, масив часових міток ребер (приблизно 4,3 млн записів) визначається послідовністю додатних цілих значень у діапазоні 0–790 із стандартним відхиленням 221.32.

Така структура свідчить про те, що показники ребер кодують дискретні часові зрізи, які відповідають послідовним інтервалам валідації або змінам стану системи в реальному часі. Перед побудовою графів проведено очищення та імпутацію часових міток вузлів, тобто всі значення, які є меншими ніж нуль або дорівнюють нулю, зокрема заповнювачі, були замасковані та замінені середнім значенням часових міток ребер, з'єднаних з відповідними вузлами. Така процедура дала змогу усунути розриви в часовій послідовності та правильно застосувати часову схему навчання GNN.

Паралельно виконувалась інтеграція семантичних атрибутів. Кожному вузлу й ребру відповідали текстові описи й події, вилучені із супутніх файлів DGraph (журнали, звіти, контекстні повідомлення). Структурні ембединги h_i^{cmp} навчалися на основі поширення повідомлень між вузлами з огляду на тимчасову динаміку ребер.

Об'єднане подання кожного валідаційного елемента мало такий вигляд:

$$x_i = [h_i^{sem} | h_i^{cmp}]. \quad (15)$$

Для унеможливлення витоку інформації у часі дані були поділені у відношенні 70/15/15 зі збереженням хронологічного порядку:

- інтервали $t \in [0; 550]$ – навчання;
- $t \in [551; 670]$ – валідація;
- $t \in [671; 790]$ – тестування.

Оптимізація за допомогою Adam-оптимізатора проводилася з такими параметрами: швидкість навчання 10^{-4} , $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$; параметр зниження ваг 10^{-5} .

Для окремих модулів моделі задавалися різні темпи навчання:

- трансформерний кодувальник – 10^{-5} ;
- графовий кодувальник – 5×10^{-5} ;
- шар злиття й регресійна головка – 10^{-4} .

Використано ранню зупинку (10 епох без покращень) та зниження швидкості навчання за умови стагнації метрики понад п'ять епох. Для регуляризації параметр вимкнення встановлено на рівні 0.3, а обмеження градієнта здійснювалося за нормою 1.0. Результати тестування подано на рис. 2.

Проводилося порівняння з базовими моделями – семантичною, в якій використовувалася лише трансформерна модель, структурною, тобто лише GNN, та класичними статистичними (логістична регресія, метод випадкового лісу).

Додатково виконано абляційні експерименти зі зміною ваги $\alpha \in \{0.2; 0.5; 0.8\}$, що регулює внесок семантичної та структурної модальностей в об'єднане подання.

Візуальний аналіз передбачав гістограми розподілу активності ребер за часовими зрізами (0–790), оцінку частки валідних часових міток вузлів до і після імпутації, динаміку функції втрат і теплові карти уваги для обох модулів, що показують, які ознаки та зв'язки найбільше впливали на підсумкову оцінку достовірності.

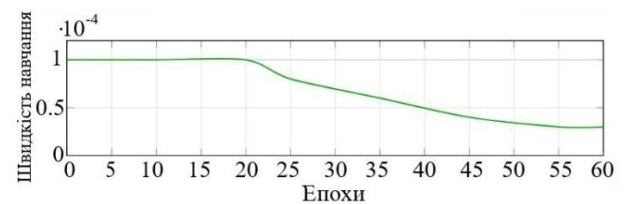


Рис. 2. Динаміка зниження швидкості навчання під час тренування гібридної моделі

Порівняльний аналіз подано на рис. 3.

На рис. 3 видно, що крива швидкості навчання демонструє стабільну збіжність моделі без ознак коливань або деградації.

На початкових етапах (до ~20 епох) зберігалася фіксована швидкість 1×10^{-4} , що забезпечувало ефективну адаптацію ваг регресійного шару й шару злиття в умовах стабільної динаміки втрат.

Починаючи з 23–25 епох, після періоду стагнації валідаційної метрики, було автоматично активовано механізм зниження швидкості навчання.

Подальше тренування супроводжувалося плавним спадом коефіцієнта навчання до рівня 5×10^{-5}

на 40-й епоці та приблизно 3×10^{-5} на фінальному етапі (55–60 епох).

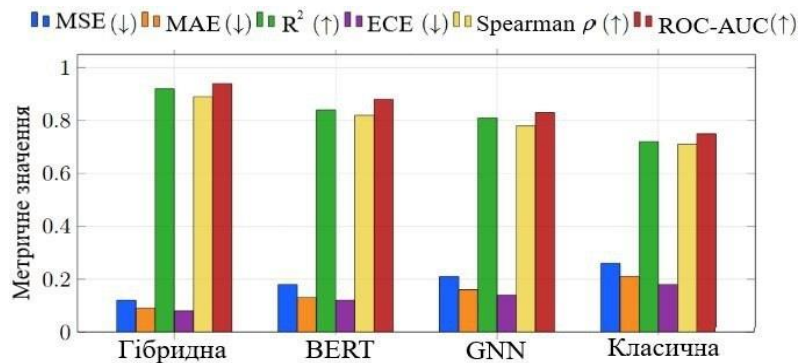


Рис. 3. Порівняння продуктивності гібридної, семантичної, структурної та класичних моделей

Такий профіль відповідає очікуваній поведінці адаптивного оптимізатора Adam із вбудованим контролем швидкості навчання, що дає змогу уникати локальних мінімумів на пізніх стадіях оптимізації.

Зниження швидкості збігалося з фазою стабілізації втрат на валідаційній вибірці, що вказує на коректну роботу механізму ранньої зупинки й ефективне використання регуляризації. У сукупності це забезпечило плавну збіжність моделі й стабільне узгодження між навчальною та валідаційною вибірками без перенавчання.

Отримані показники на рис. 3 свідчать про явну перевагу гібридної моделі над усіма базовими варіантами. Для неї зафіксовано мінімальні значення MSE, MAE (*Mean Absolute Error* – середня абсолютна похибка) та ECE (*Expected Calibration Error*), що вказує на найкращу узгодженість між передбаченими й фактичними оцінками достовірності.

Одночасно спостерігаються найвищі значення коефіцієнтів детермінації R^2 , кореляції Спірмена ρ (*Spearman's Rank Correlation Coefficient*) та ROC-AUC (*Receiver Operating Characteristic Area Under the Curve*), що демонструє здатність моделі коректно відтворювати рангові та ймовірнісні залежності між результатами валідації.

Семантична модель на основі трансформера показала високу кореляцію між оцінками ($\rho \approx 0.88$) та прийнятний ROC-AUC, однак поступалася гібридній моделі за точністю регресійних метрик. Структурна модель продемонструвала сильну стабільність у структурних залежностях ($R^2 \approx 0.85$), але її похибка (MAE, MSE) залишалася вищою через обмежене відтворення семантичного контексту.

Класичні статистичні підходи, як очікувалося, мали найнижчу точність і погану каліброваність, що видно через високу ECE. Це підтверджує їх непридатність для складних валідаційних залежностей.

Отже, для запропонованої гібридної моделі зафіксовано стабільну збіжність із керованим профілем швидкості навчання. Після етапу фіксованої швидкості активується механізм її автоматичного зниження, що супроводжується стабілізацією втрат і відсутністю перенавчання.

На тлі базових підходів гібридна архітектура забезпечує найменші значення MSE та MAE, вищу якість калібрування й одночасно демонструє найкращі показники детермінації, кореляції рангових порядків і класифікаційної здатності за площею під ROC-AUC.

6. Висновки

й перспективи подальших досліджень

У процесі роботи послідовно реалізовано етапи побудови, навчання й оцінювання гібридної моделі штучного інтелекту, призначеної для автономного визначення достовірності результатів валідації в інформаційних системах.

На першому етапі сформульовано математичну постановку задачі, розроблено структурне й семантичне подання даних, визначено механізм об'єднання модальностей.

На другому – реалізовано архітектуру, що поєднує графову нейронну мережу для аналізу топології процесів валідації та трансформерний кодувальник з метою оброблення текстових контекстів. Їх інтеграція в спільному векторному просторі забезпечила комплексне подання залежностей і контекстів перевірок.

У реалізованій системі використано модулі попередньої нормалізації ознак, злиття прихованих станів за зваженим коефіцієнтом α , регресійний шар із сигмоїдною активацією, а також оптимізацію методом Adam з адаптивним регулюванням швидкості навчання. Навчання проводилося на наборі даних DgraphFin V2 із часовими й текстовими атрибутами, зокрема з етапами очищення, імпутації та нормалізації часових міток.

Експериментальні результати засвідчили стабільну збіжність навчання без перенавчання, мінімальні значення MSE, MAE та ECE, а також найвищі показники R^2 , кореляції Спірмена ρ і ROC-AUC порівняно з базовими семантичними, структурними й класичними моделями. Аналіз ваг механізму самоуваги підтвердив коректну ідентифікацію значущих залежностей між вузлами й атрибутами даних.

Отже, розроблена гібридна модель продемонструвала підвищену точність, узгодженість і надійність прогнозів, що підтверджує її ефективність у задачах автоматизованого оцінювання достовірності результатів валідації в інформаційних системах.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення гібридної архітектури в напрямі мультимодального контекстного аналізу, доповнюючи структурні графові й семантичні текстові види подання зовнішніми операційними сигналами (наприклад, системними метриками продуктивності, логами навантаження, параметрами QoS). Інтеграція таких каналів має потенціал підвищити чутливість моделі до латентних кореляцій, що не фіксуються на рівні валідаційних протоколів, але впливають на поведінку системи в реальному часі. Крім того, перспективним є дослідження механізмів динамічного перерозподілу ваг α між семантикою та структурною залежно від контексту валідації,

що може підвищити гнучкість моделі й адаптивність під різні режими даних.

Наявна можливість інтеграції запропонованого підходу в оптимізацію регресійних наборів [20] унаслідок використання гібридної структурно-семантичної моделі, здатної формувати узгоджені векторні види подання взаємозалежностей і контекстів тестових сценаріїв, дає змогу підвищити точність аналізу фактичних способів виконання, автоматично виявляти аномальні або непокриті сценарії, а також більш надійно оцінювати важливість і пріоритет тестів у процесі оптимізації регресійних наборів.

Конфлікт інтересів

Автори статті декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій роботі.

Фінансування

Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних

Рукопис не має пов'язаних матеріалів у сховищі даних.

Використання засобів штучного інтелекту

Автори підтверджують, що не застосовували технології штучного інтелекту для написання цієї роботи.

References

1. Wang, K., Yan, M., Zhang, H., Hu, H. (2022), "Unified abstract syntax tree representation learning for cross-language program classification", *arXiv preprint arXiv:2205.00424*, Ithaca, Cornell University. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.00424>
2. Homerding, B., Patel, A., Deiana, E. A., Su, Y., Tan, Z., Xu, Z., Godala, B. R., August, D. I., Campanoni, S. (2024), "The parallel semantics program dependence graph", *arXiv preprint arXiv:2402.00986*, Ithaca, Cornell University. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.00986>
3. K uchler, A., Banse, C. (2022), "Representing LLVM-IR in a code property graph", *arXiv preprint arXiv:2211.05627*, Ithaca, Cornell University. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.05627>

4. Le Anh Quan, V., Thuan Phat, C., Van Nguyen, K., The Duy, P., Pham, V.-H. (2023), "XGV-BERT: Leveraging contextualized language model and graph neural network for efficient software vulnerability detection", *arXiv preprint arXiv:2309.14677*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.14677>
5. Liu, R., Wang, Y., Xu, H., Sun, J., Zhang, F., Li, P., Guo, Z. (2024), "Vul-LMGNNs: Fusing language models and online-distilled graph neural networks for code vulnerability detection", *Information Fusion*, Vol. 115, Article 102748. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102748>
6. Sun, Y., Yan, J., Lu, L., Zhang, H., Shang, Y. (2025), "Semantic fusion-oriented bi-typed multi-relational heterogeneous graph neural network", *IEEE Access*, Vol. 13, P. 64584–64593. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3559720>
7. Chen, Y., Ding, Z., Alowain, L., Chen, X., Wagner, D. (2023), "DiverseVul: A new vulnerable source code dataset for deep learning-based vulnerability detection", *Proceedings of the 26th International Symposium on Research in Attacks, Intrusions and Defenses (RAID '23)*, P. 654–668, New York, Association for Computing Machinery. DOI: <https://doi.org/10.1145/3607199.3607242>
8. Zhou, Y., Liu, S., Siow, J., Du, X., Liu, Y. (2019), "Devign: Effective vulnerability identification by learning comprehensive program semantics via graph neural networks", *arXiv preprint arXiv:1909.03496*, Ithaca, Cornell University. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1909.03496>
9. Kim, L., Russell, R. (2018), "Draper VDISC Dataset – Vulnerability Detection in Source Code", *OSF (Open Science Framework)*, Charlottesville, Center for Open Science. Available at: <https://osf.io/d45bw>
10. Van Petegem, C., Demeyere, K., Maertens, R., Strijbol, N., De Wever, B., Mesuere, B., Dawyndt, P. (2024), "Mining patterns in syntax trees to automate code reviews of student solutions for programming exercises", *arXiv preprint arXiv:2405.01579*, Ithaca, Cornell University. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.01579>
11. Guo, X., Zhang, R., Zhou, L., Lu, X. (2022), "Precise code clone detection with architecture of abstract syntax trees", *Lecture Notes in Computer Science*. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-19211-1_10
12. Kim, Y., Dyer, C., Rush, A. M. (2019), "Compound probabilistic context-free grammars for grammar induction", *arXiv preprint arXiv:1906.10225*, Ithaca, Cornell University. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.10225>
13. Li, J., Pang, G., Chen, L., Namazi-Rad, M.-R. (2023), "HRGCN: Heterogeneous graph-level anomaly detection with hierarchical relation-augmented graph neural networks", *arXiv preprint arXiv:2308.14340*, Ithaca, Cornell University. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.14340>
14. Nelipa, O., Kalyta, N. (2025), "Machine learning-driven anomaly detection in information system verification and validation", *Grail of Science*, No. 51, P. 560–568. DOI: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.18.04.2025.077>
15. Yang, T., Hu, L., Shi, C., Ji, H., Li, X., Nie, L. (2021), "HGAT: Heterogeneous graph attention networks for semi-supervised short text classification", *ACM Transactions on Information Systems*, Vol. 39, No. 3, Article 32, New York, Association for Computing Machinery. DOI: <https://doi.org/10.1145/3450352>
16. Santos, N., Minatel, D., Valejo, A. D., Lopes, A. (2024), "Semi-supervised coarsening of bipartite graphs for text classification via graph neural network", *Proceedings of DSAA 2024*, P. 1–10. DOI: <https://doi.org/10.1109/DSAA61799.2024.10722822>
17. Feng, Z., Guo, D., Tang, D., Duan, N., Feng, X., Gong, M., Shou, L., Qin, B., Liu, T., Jiang, D., Zhou, M. (2020), "CodeBERT: A pre-trained model for programming and natural languages", *arXiv preprint arXiv:2002.08155*, Ithaca, Cornell University. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.08155>
18. Guo, C., Pleiss, G., Sun, Y., Weinberger, K. Q. (2017), "On calibration of modern neural networks", *arXiv preprint arXiv:1706.04599*, Ithaca, Cornell University. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.04599>
19. Huang, X., Yang, Y., Wang, Y., Wang, C., Zhang, Z., Xu, J., Chen, L., Vazirgiannis, M. (2022), "DGraph: A large-scale financial dataset for graph anomaly detection", *arXiv preprint arXiv:2207.03579*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.03579>
20. Nelipa, O., Kalyta, N., Ponomarova, S. (2025), "A machine learning approach to regression suite optimization for verification and validation of information systems", *Proceedings of the 15th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT)*, Sibenik, Croatia, P. 719–722. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACIT65614.2025.11185751>

Received (Надійшла) 01.12.2025

Accepted for publication (Прийнята до друку) 26.12.2025

Publication date (Дата публікації) 12.03.2026

Відомості про авторів / About the Authors

Неліпа Олександр Дмитрович – Харківський національний університет радіоелектроніки, аспірант кафедри системотехніки; Харків, Україна;

Oleksandr Nelipa – Kharkiv National University of Radio Electronics, Postgraduate Student at the System Engineering Department; Kharkiv, Ukraine;

e-mail: oleksandr.nelipa1@nure.ua

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-1387-1414>

Калита Надія Іванівна – кандидат технічних наук, доцент, Харківський національний університет радіоелектроніки, професор кафедри системотехніки; Харків, Україна;

Nadiia Kalyta – PhD (Engineering Sciences), Associate Professor, Kharkiv National University of Radio Electronics, Professor at the System Engineering Department; Kharkiv, Ukraine;

e-mail: nadiia.kalyta@nure.ua

ORCID Author ID: <https://orcid.org/0000-0001-6181-732X>

HYBRID MODELS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN AUTOMATED ASSESSMENT TASKS FOR THE RELIABILITY OF INFORMATION SYSTEM VALIDATION RESULTS

The subject of the study is the automated assessment of the reliability of validation results in information systems, taking into account the structural dependencies between components and the semantic content of validation artifacts. The purpose of the work is to improve the reliability and reproducibility of validation by developing a hybrid artificial intelligence model that integrates graph and semantic data representations for regression assessment of reliability. Research objectives: analysis of structural and structural-semantic models (AST, PDG, CPG, Vul-LMGNN, ECHO, C-PCFG) in the context of information system validation; formulation of a mathematical formulation of the reliability assessment problem; development of a hybrid model architecture based on GNN and a transformer encoder; implementation of a mechanism for integrating structural and semantic modalities in a common vector space; experimental research on the DgraphFin V2 graph financial dataset and comparison with baseline models. Research methods include graph neural networks, BERT/CodeBERT-type transformer encoders, regression modeling with sigmoid activation, Adam optimization, and statistical quality assessment and calibration (MSE, MAE, ECE, R^2 , Spearman ρ , ROC-AUC). Results. The proposed hybrid architecture provides regression reliability estimation in the interval [0;1] and demonstrates stable convergence without signs of overfitting, as well as better values of all key metrics compared to purely semantic, purely structural, and classical statistical models. Analysis of the weights of the self-attention mechanism confirmed the correct identification of significant structural and semantic dependencies. Conclusion: The proposed model provides a more accurate calibrated assessment of the reliability of validation results, which makes it possible to automate the selection of unreliable results, reduce the influence of the human factor, and increase the reproducibility of validation procedures. A promising direction for further research is the development of multimodal architectures with dynamic weight redistribution between modalities.

Keywords: hybrid artificial intelligence models; information system validation; graph neural networks; transformer models; reliability assessment; DgraphFin V2; regression modeling; probability calibration.

Бібліографічні описи / Bibliographic descriptions

Неліпа О. Д., Калита Н. І. Гібридні моделі штучного інтелекту в задачах автоматизованого оцінювання достовірності результатів валідації інформаційних систем. *Автоматизовані системи управління та прилади автоматики*. 2026. № 1 (188). С. 33–43. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2026.188.033>

Nelipa, O., Kalyta, N. (2026), "Hybrid models of artificial intelligence in automated assessment tasks for the reliability of information system validation results", *Management Information System and Devices*, No. 1 (188), P. 33–43. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2026.188.033>