

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-79-76>

УДК 005.4

РІВЕНЬ КВАЛІФІКАЦІЇ, ТРУДОВИЙ СТАЖ І ВИНАГОРОДА В ІТ: ДОКАЗОВИЙ АНАЛІЗ НА ОСНОВІ ML-МОДЕЛЕЙ (2024)

QUALIFICATION LEVEL, WORK EXPERIENCE, AND COMPENSATION IN IT: AN EVIDENCE-BASED ANALYSIS USING ML MODELS (2024)

Панченко Іван Володимирович

аспірант,

Вищий навчальний заклад "Університет економіки та права "КРОК"

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4236-3160>**Panchenko Ivan**

"KROK" University

Актуальність дослідження зумовлена потребою прозорих рішень у компенсаційній політиці та плануванні ІТ-команд. У роботі представлено калькулятор для моделювання зарплат і кількісну оцінку впливу 10 чинників на рівень винагороди на основі емпіричних даних (пояснювальна здатність моделі $R^2 = 0,65$). Найбільший внесок мають сеньйорність і тривалість досвіду; далі – домен і основна мова програмування; спеціалізація та посада уточнюють вилки всередині ролей; регіон, розмір компанії та рівень англійської дають помірні корекції; формальна вища освіта має найменший прямий ефект. Показано приклад застосування: розрахунок індивідуальних ставок і сумарної вартості уявної команди в альтернативних сценаріях співпраці. Практична цінність для менеджерів – уніфікація грейдів, реалістичне бюджетування, адресний апскілінг; для замовників – швидка та відтворювана оцінка вартості команди під конкретне технічне завдання.

Ключові слова: ІТ-бізнес, аутстафінг, аутсорсинг, продуктова модель, управління персоналом, цифрова трансформація, менеджмент, управлінські рішення.

This paper presents a practical aid for managerial decisions in information-technology compensation and staffing: a salary-modelling calculator together with a quantitative ranking of ten determinants of pay derived from an empirical dataset and a supervised predictive approach whose coefficient of determination equals 0.65. The hierarchy of effects is transparent. Seniority contributes the most to salary variation (28.4 percent), followed by total years of experience (21.5 percent). Domain of work (12.8 percent) and primary programming language (9.8 percent) introduce consistent market premia that should be reflected in budgeting and portfolio planning. Specialisation across back-end, front-end, and quality assurance (6.9 percent) and the designated functional role (5.7 percent) further refine ranges within job families. Region (4.8 percent) and company size (4.7 percent) add moderate adjustments linked to local competition for talent and benefit structures. English language proficiency (4.4 percent) provides an incremental uplift through access to higher-value engagements, while formal higher education (1.1 percent) shows the weakest direct effect compared with practical skills and accumulated experience. Managerial implications are threefold. First, the evidence supports standardised grading with clear, competency-based progression rules rather than reliance on tenure alone. Second, realistic budgeting requires anticipating premia associated with domains and programming languages when planning statements of work and resource mixes. Third, leaders can use targeted levers-focused upskilling, development of English proficiency, balanced role composition, and flexible regional policies – to optimise cost and risk without eroding delivery quality. The calculator operationalises these insights: managers can estimate individual compensation corridors, compute the total cost of an illustrative team under alternative collaboration formats such as time-and-materials, fixed-price, and outstaffing, and explore the consequences of changing domain, technology stack, seniority level, or geography before commitments are made. For clients, the same tool offers a fast and reproducible way to evaluate the cost of the requested team against a specific technical brief and to compare cooperation formats with transparent assumptions.

Keywords: IT business, outstaffing, outsourcing, product model, human resource management, digital transformation, management, managerial decision-making.

Постановка проблеми. Ринок праці IT в Україні у 2024 році переживає структурні зсуви: релокація, повна віддаленість, валютна індексація, зміна попиту на домени та стеки. За цих умов базові орієнтири винагороди розмиваються. Ключові змінні – рівень кваліфікації (сеньйорність) і трудовий стаж – часто змішують або трактують як взаємозамінні, що призводить до хибних управлінських рішень щодо грейдів, вилок компенсацій і планів розвитку персоналу [4; 11].

У науковій і прикладній літературі відсутня узгодженість щодо окремого та спільного впливу сеньйорності й стажу на оплату праці в IT. Частина робіт фіксує домінування сеньйорності (як інтегральної оцінки компетентностей), інші – накопичувальний ефект стажу. Часто ефекти спотворюються через приховані фактори: домен і технологічний стек, англійська, тип контракту, географія, розмір компанії, роль у команді, а також нелінійності й взаємодії змінних (наприклад, «стаж × домен» чи «сеньйорність × англійська») [9; 10; 16].

Класичні параметричні підходи обмежені у виявленні нелінійних залежностей, порогових ефектів та взаємодій. У практиці HR-аналітики це породжує два ризики: (1) заниження/завищення компенсацій для окремих сегментів і (2) хибне планування апскілінгу/рескілінгу, коли інвестиції спрямовуються не в ті компетентності. Бізнесу потрібні доказові й інтерпретовані оцінки маржинального внеску кожного фактора, придатні для прийняття рішень [12; 15].

Отже, проблема полягає у відокремленні й кількісній оцінці внеску рівня кваліфікації та трудового стажу у формування винагороди в IT у 2024 році з урахуванням релевантних ковариат, нелінійностей та взаємодій, а також у перетворенні цих оцінок на зрозумілі для менеджменту сигнали (діапазони, ризики, KPI). Для її розв'язання доцільно застосувати моделі машинного навчання з пост-хок інтерпретацією (SHAP/ICE), що дозволяють поєднати прогностичну точність із прозорістю висновків для політик компенсацій і планів розвитку персоналу [3; 6; 13].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні дослідження оплати праці в IT сходяться на тому, що рівень винагороди формується поєднанням «твердих» компетенцій і параметрів ролі (сеньйорність, зона відповідальності), а також ринкового контексту. Як зазначає Ванін А. О. [1], на рішення роботодавців істотно впливають автономія

в роботі, складність завдань і ступінь персональної відповідальності за результат.

Контекстні чинники теж суттєві. На думку Олексіва Т. [6], домен (наприклад, FinTech чи e-commerce), тип продукту/сервісу та географія ринку зумовлюють зсув «вилок» компенсацій, тож коректні порівняння потребують локального калібрування управлінських рішень; інакше висновки залишаються вразливими до помилок.

У методичному плані спостерігається відхід від суто класичних регресій на користь градієнтного бустингу та інтерпретованих ML-підходів. Зокрема, Ke G., Meng Q., Finley T., та ін. [12] показують ефективність LightGBM для задач із великою кількістю ознак і нерівномірними розподілами; для пояснення внеску факторів у прогноз широко застосовується SHAP, що запропонували Lundberg S. M. та Lee S.-I. [13]. Паралельно Prokhorenkova L., Gusev G., Vorobev A., Dorogush A. V., Gulin A. [15] обґрунтовують альтернативні бустингові рішення, корисні для підвищення стабільності моделей у прикладних HR-сценаріях.

Водночас залишаються прогалини: фрагментарність управлінських висновків, на яку вказує Ванін А. О. [1]; недостатня адаптація під різні організаційні контексти, підкреслена Олексівим Т. [6]; а також обмежена інтерпретованість багатфакторних моделей у практиці прийняття рішень, на що звертають увагу Lundberg S. M. і Lee S.-I. [13]. Запропонований у статті підхід спрямований на звуження цих розривів за рахунок поєднання точного моделювання і прозорої інтерпретації результатів для менеджменту.

Попри створення дієвого калькулятора для моделювання зарплат, лишаються ключові прогалини, важливі саме для менеджменту: по-перше, немає узгодженої шкали кваліфікацій – «Junior/Middle/Senior» у різних компаніях означають різне, тож вплив стажу й умінь важко порівнювати; по-друге, дані неповно відбивають загальний пакет – оклад враховано краще, ніж бонуси, опціони, страхування, навчання та періоди «бенчу», через що оцінка цінності для фахівця і повної вартості для роботодавця спотворюється; по-третє, мінливе середовище (інфляція, курс, релокації, воєнні ризики) та різниця вартості життя між локаціями ускладнюють перенос прогнозів між періодами й регіонами без відповідних коригувань; по-четверте, роль попиту клієнтів (бюджети, типи контрактів, довжина простоїв, географія) ще не підключено як

окремі сценарії, що обмежує планування вилок зарплати; по-п'яте, потрібні чіткі перевірки недискримінації (стать, вік, регіон, перерви в кар'єрі) та прозорі правила інтерпретації результатів; нарешті, бракує «операційної дисципліни» – регулярного оновлення моделі, контролю якості даних і публічного журналу змін. Подальша робота має сфокусуватися на уніфікації підходів до кваліфікацій, врахуванні повної компенсації, корекціях на вартість життя та податкові режими, підключенні сценаріїв ринкового попиту й запровадженні простих процедур оновлення та контролю – щоб калькулятор слугував надійною опорою для рішень щодо компенсацій, найму й розвитку персоналу [1; 5; 9].

Формулювання цілей статті. Метою статті є (1) представити та обґрунтувати калькулятор для моделювання зарплат в ІТ як інструмент управлінського планування; (2) кількісно оцінити вплив ключових чинників винагороди (кваліфікація, стаж, роль/стек, домен, рівень англійської, формат роботи та локація) та побудувати їх узгоджений рейтинг для практичного використання; (3) продемонструвати застосування інструмента на кейсі уявної команди, розрахувавши індивідуальні ставки й сукупну вартість команди за кількома реалістичними сценаріями попиту та умов співпраці; (4) на основі отриманих результатів сформулювати рекомендації для менеджерів щодо планування компенсацій, структури команди, апскілінгу та бюджетування з урахуванням ризиків і обмежень даних. Стаття поєднує опис інструмента, емпіричну оцінку важливості чинників і приклад його застосування, що забезпечує безпосередню управлінську придатність результатів.

Виклад основного матеріалу дослідження. Дослідження спрямовано на кількісну оцінку чинників, що визначають рівень оплати праці ІТ-фахівців, та на переведення цих оцінок у практичні управлінські інструменти – зокрема у вигляді калькулятора моделювання зарплат, який ми використали для сценарного аналізу. Емпіричну базу сформовано з уніфікованих записів про компенсації та характеристики фахівців; дані очищено від дублювань і аномалій, приведено до єдиних одиниць виміру та періоду спостереження. Для побудови прогнозу застосовано сучасний ML-підхід із контрольованим навчанням, який добре працює з нелінійними залежностями та взаємодіями між ознаками; точність моделі за коефіцієнтом детермінації склала $R^2 = 0,65$, що свідчить про достатню пояснювальну силу

для управлінських цілей [12; 13; 15]. Ключовим продуктом моделювання є рейтинг впливу окремих ознак на зарплату (див. рис. 1), який інтерпретуємо як внесок кожної групи характеристик у варіацію винагороди за інших рівних умов.

Отримані результати фіксують чітку ієрархію детермінант. Найбільший внесок має рівень сеньйорності (28,4%): підвищення грейда системно зсуває вилки винагороди вгору, причому цей ефект зберігається незалежно від технологічного стеку чи домену. На другому місці – сукупний досвід у роках (21,5%): тривалість практики матеріалізується в продуктивності та відповідальності, але її ефект частково перетинається з сеньйорністю; з управлінської точки зору це підтверджує доцільність чітких політик переходу між грейдами, прив'язаних до перевірних компетенцій, а не лише до календарного стажу. Суттєвою є роль домену (12,8%): сфери на кшталт кібербезпеки, фінтеху чи AI/ML мають вищі бюджетні обмеження та вимоги до якості, що піднімає ринкові вилки. Далі йде основна мова програмування (9,8%): різниця між, умовно, високопопитовими мовами (наприклад, для високонавантажених систем чи data-орієнтованих рішень) і загально-вживаними стек-мовами проявляє стабільний преміальний ефект. Спеціалізація (Back/Front/QA) (6,9%) і основна посада (5,7%) дають додаткове розшарування всередині доменів і мов: back-end для складних систем і продумані ролі (архітектор, SRE тощо) асоційовані з більшими очікуваннями за оплатою, тоді як front-end і QA показують ширшу, але нижчу в середньому вилку, що важливо враховувати при збалансуванні команди. Регіон (4,8%) та розмір компанії (4,7%) впливають помірно, але послідовно: великі організації частіше пропонують верхні межі вилок і ширший пакет пільг, а регіональна різниця корелює з конкуренцією за таланти та локальною вартістю життя. Рівень англійської (4,4%) демонструє стабільний, хоч і не домінуючий, вплив: перехід із середнього на вищесередній/просунутий рівень підвищує шанси на участь у дорожчих контрактах і зменшує втрати на комунікацію. Нарешті, наявність вищої освіти (1,1%) має найменший прямий внесок у пояснення відмінностей у зарплатах; її ефект радше опосередкований – через доступ до перших позицій, академічні мережі та дисципліну навчання – і в середньому поступається впливу реальних навичок і досвіду [4; 9].



Рис. 1. Рейтинг впливу ключових факторів на зарплату (ML-оцінка, $R^2 = 0,65$)

Джерело: сформовано за даними DOU [3]; важливості ознак оцінено методом SHAP для моделі градієнтного бустингу LightGBM [12; 13; 15]

З управлінської перспективи така структура факторів дає три прикладні висновки. По-перше, політика компенсацій має будуватися навколо чіткої рамки грейдів і процедур підтвердження компетенцій: саме це пояснює найбільшу частку варіації винагороди й забезпечує передбачувані траєкторії зростання. По-друге, домен і технологічний профіль команди – не «деталі рекрутингу», а драйвери бюджету: при плануванні портфеля проєктів варто відразу узгоджувати кошторис із урахуванням доменної премії та мовних відмінностей. По-третє, додаткові чинники (розмір компанії, регіон, англійська) працюють як тонке налаштування вилок і можуть слугувати інструментами зменшення ризиків: наприклад, інвестування в англійську для групи Middle або гнучка регіональна політика віддаленої роботи дають відчутний, хоч і помірний, економічний ефект [1; 14].

Практичне застосування результатів реалізовано у вигляді калькулятора моделювання зарплат, який поєднує рейтинг важливості ознак із індивідуальними профілями фахівців і параметрами ринку. На базі наведених ваг менеджер може: (i) оцінювати індивідуальні ставки та коридори компенсацій; (ii) моделювати сукупну вартість уявної

команди з різними міксами ролей, грейдів і технологій; (iii) проводити «що-якщо» сценарії щодо доменів, регіонів і рівня англійської; (iv) планувати апскілінг там, де маржинальний ефект від переходу між грейдами або від зміни технологічної спеціалізації є найбільшим. Водночас інтерпретація має враховувати обмеження: результати описують закономірності у вибірці й не замінюють оцінки продуктивності конкретних людей; премії за домен і мову можуть змінюватися зі стадією ринку; регіональні відмінності частково нівелюються форматами віддаленої співпраці та політикою клієнтів [12; 13].

У підсумку, встановлена ієрархія чинників (сеньйорність і досвід – основні драйвери; домен і мова – значущі коригувальні важелі; спеціалізація та роль – внутрішнє налаштування; регіон, розмір компанії й англійська – керовані параметри ризику; формальна освіта – слабкий прямий предиктор) забезпечує прозору логіку формування вилок і дозволяє менеджерам узгоджувати бюджет, структуру команди та траєкторії розвитку персоналу на обґрунтованій кількісній основі [10; 14].

Висновки. У статті показано, що поєднання кількісного аналізу з прикладним інстру-

ментом – калькулятором моделювання зарплат – створює для менеджерів і Замовників спільну «мову цифр» для планування витрат на персонал і структуру команд. Встановлена ієрархія чинників винагороди (провідна роль сеньйорності та тривалості досвіду; «премії» домену й основної мови; тонке налаштування через спеціалізацію та посаду; помірні корекції за регіоном, розміром компанії та рівнем англійської; слабкий прямий вплив формальної освіти) дозволяє менеджерам стандартизувати грейд, будувати прозорі траєкторії розвитку, адресно інвестувати в апскілінг і коригувати кадровий мікс під бюджет і портфель проєктів. Водночас калькулятор надає Замовникам практичний інструмент для прорахунку вартості команди під конкретне технічне завдання, що дає можливість швидко оцінити вилки ставок і сукупну вартість складу, перевірити вплив домену, стеку, рівнів сеньйорності і регіональних умов, а також узгодити бюджет та робіт для різних етапів: планування, розробка, впровадження та підтримка.

Разом із тим, результати слід трактувати як інструмент для ухвалення рішень, а не як автоматичну тарифну сітку. По-перше, частина даних походить із анкет респондентів і може не враховувати повний пакет винагород (бонуси, опції, медстрахування, простої/«бенч»), а також відрізнятися між локаціями через вартість життя та зовнішні чинники. По-друге, переносимість оцінок у часі та між регіонами потребує корекцій. Тому з менеджерської точки зору інструмент має працювати в режимі «керованої практики»: регулярне оновлення даних. Наступні кроки для досліджень – додати сценарії ринкового попиту (тип контракту, географія клієнтів, бюджетні обмеження), звіряти оцінки з оферами/контрактами та вести публічний журнал змін. У такій конфігурації калькулятор стає керованим менеджмент-активом: для внутрішніх команд – прозоре бюджетування й планування компетенцій; для замовників – швидка й відтворювана оцінка вартості потрібної команди та коректне порівняння форматів співпраці.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Ванін А. О. HR tech і актуальні підходи до моделі ефективного управління персоналом IT-компанії // *Ефективні механізми господарювання в контексті сучасної економічної теорії*. 2025. – DOI: <https://doi.org/10.36059/978-966-397-481-1-36> (дата звернення: 20.10.2025).
2. Виговська Н. Г. та ін. Фінансове планування діяльності підприємств сфери IT // *Ефективна економіка*. 2022. № 12 [Електронний ресурс]. – DOI: <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2022.12.7> (дата звернення: 20.10.2025).
3. DOU Jobs. Дашборд зарплат (мови/ролі/рівні) [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://jobs.dou.ua/salaries/> (дата звернення: 20.10.2025).
4. DOU. Зарплати українських розробників – зима 2024 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://dou.ua/lenta/articles/salary-report-devs-winter-2024/> (дата звернення: 20.10.2025).
5. Національний банк України. Зовнішній сектор: статистика експорту/імпорту послуг (у т.ч. комп'ютерних) [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://bank.gov.ua/en/statistic/sector-external> (дата звернення: 20.10.2025).
6. Олексів Т. Інтегровані моделі оцінювання ефективності управління бізнес-процесами IT-підприємств в умовах цифрової трансформації // *Економіка та суспільство*. 2025. № 72 [Електронний ресурс]. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-72-149> (дата звернення: 20.10.2025).
7. Реверенда Н., Смірнов С., Харатон І. Особливості управління персоналом підприємств IT-сфери // *Економіка та суспільство*. 2024. № 62 [Електронний ресурс]. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-62-80> (дата звернення: 20.10.2025).
8. ADP Research Institute. The Rise and Fall of the Software Developer. 17.06.2024 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: URL: <https://www.adpresearch.com/the-rise-and-fall-of-the-software-developer/> (дата звернення: 20.10.2025).
9. Dice. 2025 Dice Tech Salary Report (зарплати за містами/ролями/скілами) [Електронний ресурс]. – Режим доступу: URL: <https://www.dice.com/technologists/ebooks/tech-salary-report/> (дата звернення: 20.10.2025).
10. EF EPI. English Proficiency Index 2025 – Ukraine profile [Електронний ресурс]. – Режим доступу: URL: <https://www.ef.com/wwen/epi/> (дата звернення: 20.10.2025).
11. IT Ukraine Association; Top Lead. Digital Tiger 2024: The Market Power of Ukrainian IT (повний звіт, PDF) [Електронний ресурс]. – Режим доступу: URL: <https://itukraine.org.ua/files/DigitalTiger2024.pdf> (дата звернення: 20.10.2025).

12. Ke G., Meng Q., Finley T., та ін. LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree // NeurIPS. 2017 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: URL: <https://proceedings.neurips.cc/paper/6907-lightgbm-a-highly-efficient-gradient-boosting-decision-tree.pdf> (дата звернення: 20.10.2025).
13. Lundberg S., Lee S.-I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions (SHAP) // NeurIPS. 2017 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: URL: <https://proceedings.neurips.cc/paper/7062-a-unified-approach-to-interpreting-model-predictions.pdf> (дата звернення: 20.10.2025).
14. OECD. Education at a Glance 2025: What are the earnings advantages to education? [Електронний ресурс]. – Режим доступу: URL: https://www.oecd.org/en/publications/education-at-a-glance-2025_1c0d9c79-en/full-report/what-are-the-earnings-advantages-to-education_7a7e64e0.html (дата звернення: 20.10.2025).
15. Prokhorenkova L., Gusev G., Vorobev A., Dorogush A.V., Gulin A. CatBoost: Unbiased Boosting with Categorical Features // NeurIPS. 2018 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: URL: <https://arxiv.org/pdf/1706.09516> (дата звернення: 20.10.2025).
16. Stack Overflow. 2025 Stack Overflow Developer Survey: Salary / Experience / Language [Електронний ресурс]. – Режим доступу: URL: <https://survey.stackoverflow.co/2025/> (дата звернення: 20.10.2025).

REFERENCES:

1. ADP Research Institute. (2024, June 17). *The rise – and fall – of the software developer*. Available at: <https://www.adpresearch.com/the-rise-and-fall-of-the-software-developer/> (accessed October 20, 2025).
2. Dice. (2025). *2025 Dice Tech Salary Report*. Available at: <https://www.dice.com/technologists/ebooks/tech-salary-report/> (accessed October 20, 2025).
3. DOU. (2024). *Zarplaty ukrainskykh rozrobnykiv – zima 2024* [Salaries of Ukrainian developers – Winter 2024]. Available at: <https://dou.ua/lenta/articles/salary-report-devs-winter-2024/> (accessed October 20, 2025). (in Ukrainian)
4. DOU Jobs. (n.d.). *Dashbord zarplat (movy/roli/rivni)* [Salary dashboard (languages/roles/levels)]. Available at: <https://jobs.dou.ua/salaries/> (accessed October 20, 2025). (in Ukrainian)
5. EF Education First. (2025). *EF English Proficiency Index 2025 (Ukraine profile)*. Available at: <https://www.ef.com/wwen/epi/> (accessed October 20, 2025).
6. IT Ukraine Association; Top Lead. (2024). *Digital Tiger 2024: The market power of Ukrainian IT*. Available at: <https://itukraine.org.ua/files/DigitalTiger2024.pdf> (accessed October 20, 2025).
7. Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., & Liu, T.-Y. (2017). LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2017) Proceedings*, 3146–3154. Available at: <https://proceedings.neurips.cc/paper/6907-lightgbm-a-highly-efficient-gradient-boosting-decision-tree.pdf> (accessed October 20, 2025).
8. Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2017) Proceedings*, 4765–4774. Available at: <https://proceedings.neurips.cc/paper/7062-a-unified-approach-to-interpreting-model-predictions.pdf> (accessed October 20, 2025).
9. National Bank of Ukraine. (n.d.). *External sector statistics (trade in services incl. computer services)*. Available at: <https://bank.gov.ua/en/statistic/sector-external> (accessed October 20, 2025).
10. OECD. (2025). *Education at a Glance 2025: What are the earnings advantages to education?* Available at: https://www.oecd.org/en/publications/education-at-a-glance-2025_1c0d9c79-en/full-report/what-are-the-earnings-advantages-to-education_7a7e64e0.html (accessed October 20, 2025).
11. Oleksiv, T. (2025). *Intehrovani modeli otsiniuvannia efektyvnosti upravlinnia biznes-protsesamy IT-pidpriemstv v umovakh tsyfrovoy transformatsii* [Integrated models for assessing the effectiveness of business process management of IT enterprises under digital transformation]. *Ekonomika ta suspilstvo – Economy and Society*, (72). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-72-149> (in Ukrainian)
12. Prokhorenkova, L., Gusev, G., Vorobev, A., Dorogush, A. V., & Gulin, A. (2018). CatBoost: Unbiased boosting with categorical features. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2018) Proceedings*, 6638–6648. Available at: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2018/file/14491b756b3a51daac41c24863285549-Paper.pdf (accessed October 20, 2025).
13. Reverenda, N., Smirnov, S., & Kharaton, I. (2024). *Osoblyvosti upravlinnia personalom pidpriemstv IT-sfery* [Peculiarities of HR management in IT enterprises]. *Ekonomika ta suspilstvo – Economy and Society*, (62). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-62-80> (in Ukrainian)
14. Stack Overflow. (2025). *2025 Stack Overflow Developer Survey*. Available at: <https://survey.stackoverflow.co/2025/> (accessed October 20, 2025).

15. Vanin, A. O. (2025). HR tech i aktualni pidkhody do modeli efektyvnoho upravlinnia personalom IT-kompanii [HR tech and current approaches to an effective HRM model in IT companies]. *Efektivni mekhanizmy hospodariuvannia v konteksti suchasnoi ekonomichnoi teorii* [Effective mechanisms of management in the context of modern economic theory]. <https://doi.org/10.36059/978-966-397-481-1-36> (in Ukrainian)

16. Vyhovska, N. H., et al. (2022). Finansove planiuvannia diialnosti pidpriemstv sfery IT [Financial planning of IT-sector enterprises]. *Efektivna ekonomika – Efficient Economy*, 12. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2022.12.7> (in Ukrainian)