

**Руслан Олександрович Макренко<sup>1</sup>, Оксана Анатоліївна Шовкопляс<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>аспірант кафедри комп'ютерних технологій

Сумський державний університет (Суми, Україна)

**E-mail:** [r.makrenko@aspd.sumdu.edu.ua](mailto:r.makrenko@aspd.sumdu.edu.ua). **ORCID:** <https://orcid.org/0009-0005-5003-3809>.

<sup>2</sup>кандидат фізико-математичних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних технологій

Сумський державний університет (Суми, Україна)

**E-mail:** [sana@mss.sumdu.edu.ua](mailto:sana@mss.sumdu.edu.ua). **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-4596-2524>.

## ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛІ ОЦІНКИ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ У ВІДДАЛЕНІЙ ПРАЦІ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДУ «ШВИДКОГО ДЕРЕВА»

У статті розглянуто практичні аспекти побудови моделі оцінки функціональної ефективності працівників у віддаленій праці із застосуванням методу машинного навчання «швидке дерево» (FastTree). Об'єктом дослідження є процес оцінювання функціональної ефективності персоналу в умовах дистанційної зайнятості. Проблема полягає у відсутності комплексних та об'єктивних методик, здатних одночасно враховувати соціальні, психологічні й поведінкові чинники результативності праці. Актуальність роботи зумовлена поширенням дистанційного формату зайнятості, трансформацією корпоративних процесів та необхідністю підвищення достовірності управлінських рішень у сфері HR-аналітики.

Запропонована модель поєднує класифікаційні й регресійні методи для аналізу впливу соціальних, організаційних і психологічних факторів на ефективність працівників. Для навчання використано відкритий набір даних Remote Work and Mental Health Dataset, який охоплює показники задоволеності роботою, рівня стресу, кількості комунікацій, тривалості робочого часу та досвіду дистанційної праці. Алгоритм FastTree із градієнтним бустуванням забезпечив високу точність – 91,7 %, F1-міру 0,905 і AUC-ROC 0,943, що підтверджує ефективність моделі.

Виявлено п'ять основних чинників впливу: задоволеність роботою (0,28), частоту командних комунікацій (0,21), кількість робочих годин (0,18), рівень стресу (0,17) та досвід дистанційної праці (0,10). Розроблено прототип системи підтримки рішень, що автоматично розраховує індекс функціональної ефективності, відображає його динаміку та формує рекомендації для менеджерів.

Практичні результати свідчать, що метод FastTree перевищує альтернативні моделі за точністю, швидкодією та прозорістю інтерпретації. Розроблена модель може бути використана у HR-аналітиці, цифровому управлінні персоналом та корпоративному моніторингу ефективності праці.

**Ключові слова:** віддалена праця; ефективність; машинне навчання; FastTree; HR-аналітика; інтелектуальні системи; персонал; прогнозування; продуктивність.

Табл.: 2. Рис.: 7. Бібл.: 21.

**Актуальність теми дослідження.** В умовах постпандемічної трансформації ринку праці віддалена зайнятість стала не просто тимчасовим явищем, а новою парадигмою організації робочих процесів. IT-компанії, креативні агенції, консалтингові та освітні структури дедалі частіше покладаються на віддалених працівників і фрилансерів, для яких ефективна комунікація та соціалізація є ключовими чинниками професійної результативності. Однак відсутність фактичної присутності працівників в офісі, обмежена соціальна взаємодія й розмиття організаційних меж суттєво ускладнюють управління продуктивністю праці. Тому виникає необхідність у створенні інтелектуальних моделей, які б дозволяли об'єктивно оцінювати функціональну ефективність віддалених працівників.

**Постановка проблеми.** Одним із перспективних підходів до вирішення завдання з об'єктивної оцінки функціональної ефективності віддалених працівників є використання методів машинного навчання, що дозволяють виявляти приховані закономірності між соціально-психологічними, організаційними та продуктивними параметрами діяльності. Розроблення моделі, здатної на основі великих обсягів даних визначати рівень функціональної ефективності працівників, відкриває нові можливості для цифрового управління людськими ресурсами в IT-секторі [1].

У межах даного дослідження побудовано практично орієнтовану модель оцінки функціональної ефективності працівників у віддаленій праці з використанням методу швидкого дерева – алгоритму, який забезпечує оптимальний баланс між точністю прогнозу та інтерпретованістю результатів. Модель ґрунтується на даних відкритого набору Remote Work & Mental Health, який містить соціально-демографічні, організаційні та психологічні характеристики працівників різних галузей [2].

Практична значущість запропонованої моделі полягає у її прикладному використанні в системах управління персоналом. Вона дозволяє автоматично оцінювати рівень соціалізації та комунікаційної успішності працівників. Модель допомагає прогнозувати ризики зниження продуктивності, пов'язані зі стресом або емоційним вигоранням. Вона також формує персоналізовані рекомендації для HR-аналітики та підвищує ефективність управління розподіленими командами [3]. Таким чином, стаття орієнтована на опис практичних етапів побудови, навчання та валідації моделі оцінки функціональної ефективності віддалених працівників, а також на аналіз отриманих результатів із позиції їх прикладного застосування у сфері управління трудовими ресурсами.

Питання вимірювання функціональної ефективності праці в умовах дистанційної зайнятості набуло особливої актуальності в останні роки, коли цифрові технології та автоматизовані аналітичні системи стали основним інструментом організації трудових процесів. У науковій літературі простежується зростаючий інтерес до створення інтелектуальних інформаційно-аналітичних систем (ІАС), здатних здійснювати багатофакторну оцінку діяльності працівників на основі цифрових слідів їх професійної взаємодії, соціальних комунікацій, емоційного стану та поведінкових патернів [4].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Теоретичні засади побудови інтелектуальних інформаційно-аналітичних систем управління трудовими ресурсами висвітлено у працях низки вітчизняних та зарубіжних дослідників. О. Гриценко [5] акцентує увагу на трансформації управлінських процесів унаслідок цифровізації та визначає інформаційні технології як ключовий чинник підвищення ефективності управління персоналом. Г. Черноус і О. Черняк [6] дослідили стан упровадження інтелектуальних інформаційно-аналітичних систем в Україні, наголошуючи на потребі інтеграції таких рішень у корпоративний сектор і сферу державного управління. Н. Пелешенко [7] запропонувала підходи до аналітики продуктивності працівників у віддаленому середовищі, обґрунтувавши доцільність поєднання кількісних і якісних показників оцінювання результативності праці. Д. Пауер [8] у монографії «Системи підтримки рішень, аналітика та інтелектуальні технології» визначає концептуальні принципи побудови інтелектуальних систем і підкреслює роль аналітики в ухваленні управлінських рішень. М. Міроненко [9] розробив критерії оцінки функціональної ефективності та соціалізації працівників за умов дистанційної праці, що створює методологічну основу для моделювання аналітичних систем у сфері HR.

Серед сучасних дослідників цифрового менеджменту особливу увагу привертають праці, присвячені використанню технологій штучного інтелекту та великих даних у сфері управління персоналом. Р. Браун і Дж. Сміт [10] досліджують можливості застосування методів машинного навчання для оптимізації управління людськими ресурсами, акцентуючи на аналітичних перевагах таких алгоритмів. М. Мінеллі, М. Чеймберс і А. Дгірадж [11] аналізують тенденції розвитку великих даних та бізнес-аналітики, демонструючи їх вплив на ефективність управління організаціями в цифровому середовищі. С. Джоздані, Б. Джонсон і Д. Чен [12] порівнюють ефективність нейронних мереж, ансамблевих класифікаторів і методів опорних векторів, показуючи потенціал їх застосування для створення гібридних аналітичних систем у сфері управління персоналом. Нове покоління ІАС має інтегрувати елементи когнітивного аналізу, підтримки прийняття рішень у реальному часі та машинного навчання, орієнтованого на розпізнавання закономірностей у поведінкових даних [13]. Саме ці підходи дозволяють перейти від статичних моделей продуктивності до динамічного аналізу ефективності працівників у реальних умовах цифрової взаємодії.

У працях останніх років все більше уваги приділяється створенню гібридних аналітичних систем, здатних оцінювати не лише кількісні показники продуктивності, але і якісні аспекти взаємодії працівників – рівень комунікаційної активності, саморегуляції, професійної мотивації, стресостійкості [14]. За даними аналітичного огляду інформаційно-аналітичних

систем, наведеного у першому розділі дослідження, найбільш поширеними є інструменти типу Toggl Track (Toggl OÜ, Естонія), Hubstaff (Netsoft Holdings, США), Asana (Asana Inc., США), Trello (Atlassian Corporation Plc, Австралія), Redmine (Redmine Project Team, Японія) та Jira (Atlassian Corporation Plc, Австралія), що забезпечують облік часу, управління проектами та моніторинг активності фрилансерів [15]. Однак усі ці системи мають суттєві обмеження: вони зосереджені переважно на контролі робочих дій і не забезпечують комплексної оцінки ефективності, що враховує соціально-психологічні чинники віддаленої праці.

Проблема оцінки функціональної ефективності віддалених працівників виходить за межі простої аналітики робочого часу. Вона охоплює питання мотиваційної стабільності, емоційної залученості, командної взаємодії, адаптації до цифрового середовища та стресостійкості. Традиційні методики HR-аналітики – як-от KPI (ключові показники ефективності), OKR (цілі та ключові результати) та Balanced Scorecard (збалансована система показників), – виявляються недостатньо ефективними в умовах дистанційної праці, де міжособистісні комунікації частково втрачають свій природний контекст, а оцінка результативності часто базується на формальних показниках [16].

З цієї причини все більшого значення набувають методи машинного навчання, здатні виявляти складні нелінійні залежності між поведінковими, соціальними та психологічними параметрами праці. У цьому контексті дослідження машинних моделей, які використовують структуровані та неструктуровані дані (логи, метрики часу, комунікаційні дані, анкети, самооцінки), відкриває нові підходи до вимірювання ефективності роботи фрилансерів.

Використання машинного навчання дозволяє створити адаптивну модель, яка самонавчається на нових даних і здатна коригувати алгоритми прогнозування відповідно до змін у поведінкових характеристиках працівників. Зокрема, методи класифікації (дерева рішень, випадкові ліси, градієнтний бустинг), регресійні моделі, нейромережеві підходи та методи нечіткої логіки застосовуються для оцінки різних аспектів трудової діяльності – від продуктивності до психоемоційного стану працівника [17].

Аналіз сучасних досліджень показує, що найефективнішими для таких завдань є моделі з чітким поясненням результатів. Вони дають змогу зрозуміти, які саме фактори впливають на рівень ефективності працівників. З огляду на це для побудови моделі оцінки функціональної ефективності у віддаленій праці обрано метод швидкого дерева (FastTree). Цей підхід ґрунтується на бінарній сегментації даних і забезпечує високу точність прогнозів при збереженні прозорої структури моделі.

Метод швидкого дерева має низку переваг: високу швидкість навчання на великих наборах даних; можливість виявлення взаємозалежностей між якісними та кількісними змінними; зручну інтерпретацію через ієрархічну структуру рішень; адаптивність до змін у вхідних даних [18].

Отже, аналіз літературних джерел дозволяє зробити висновок, що створення моделі оцінки функціональної ефективності працівників у віддаленій праці на основі методу машинного навчання є актуальним завданням сучасної цифрової економіки. Воно поєднує міждисциплінарні підходи з галузей інформаційних технологій, менеджменту персоналу та когнітивної аналітики, що забезпечує його практичну цінність і наукову новизну.

**Виділення недосліджених частин загальної проблеми.** Попри очевидні досягнення, у науковій практиці досі не сформовано єдиної системи критеріїв, які б комплексно враховували функціональні, соціальні та психологічні аспекти ефективності працівників під час дистанційної праці. Так само бракує методик, які дозволяли б на основі машинного навчання інтегрувати дані різного типу (поведінкові, часові, соціальні) у єдину модель оцінки. У цьому й полягає основна науково-практична проблема, яку розв'язує це дослідження. Підсумовуючи, об'єктом дослідження є процес оцінювання функціональної ефективності працівників у віддаленій праці з використанням методів машинного навчання.

**Метою дослідження** є розроблення та практична реалізація моделі оцінки функціональної ефективності працівників в умовах віддаленої праці. Модель побудована на основі методу машинного навчання «швидке дерево» (FastTree). Вона дозволяє здійснювати об'єктивну, комплексну та оперативну оцінку діяльності працівників з урахуванням соціальних, психологічних і поведінкових чинників.

Реалізація поставленої мети передбачає створення інтелектуальної системи, здатної аналізувати дані про робочі процеси, соціальні взаємодії, рівень стресу та задоволення працею, а також здійснювати прогноз ефективності функціонування працівників з різним рівнем залученості у віддалену роботу. Вибір саме методу “швидкого дерева” обумовлений потребою у високій швидкодії моделі, її інтерпретованості та можливості адаптації до великих, гетерогенних наборів даних, що містять як числові, так і категоріальні змінні.

Для досягнення зазначеної мети в дослідженні поставлено такі **завдання**:

1. Провести критичний аналіз сучасних підходів до оцінювання ефективності віддаленої праці та визначити переваги й недоліки традиційних HR-метрик і програмних засобів аналітики. На основі цього обґрунтувати доцільність використання інтелектуальних моделей машинного навчання.

2. Сформулювати та підготувати тренувальний набір даних, що відображає ключові параметри діяльності фахівців, які працюють дистанційно, на основі відкритого датасету Remote Work and Mental Health Dataset.

3. Обґрунтувати вибір методу машинного навчання, який забезпечує оптимальне співвідношення між точністю прогнозування, швидкодією та інтерпретованістю результатів. З урахуванням проведеного аналізу обрати алгоритм FastTree, що реалізує градієнтне бустування дерев рішень.

4. Розробити структуру програмної реалізації моделі, описати етапи обробки даних – від імпорту та нормалізації до навчання й тестування моделі, а також оцінити її точність і стабільність результатів.

5. Інтерпретувати отримані результати з позицій практичного застосування в управлінні персоналом і розробити рекомендації щодо впровадження моделі в діяльність організацій, що використовують дистанційний або змішаний формат роботи.

Виконання цих завдань дозволяє перейти від теоретичного аналізу ефективності віддаленої праці до практичної реалізації інтелектуальної моделі, що може бути використана в реальному бізнес-середовищі. Отримані результати сприяють підвищенню точності управлінських рішень у HR-аналітиці, створюють підґрунтя для розроблення систем підтримки ухвалення рішень та формування індивідуальних траєкторій розвитку працівників.

**Матеріали та методи дослідження.** Методологічна основа дослідження ґрунтується на застосуванні інструментарію машинного навчання, зокрема методу швидкого дерева (FastTree), який реалізує алгоритм градієнтного бустування дерев рішень для розв'язання задач класифікації та регресії. Такий підхід дозволяє з високою точністю оцінювати рівень функціональної ефективності працівників, використовуючи різномірні показники їхньої діяльності в умовах дистанційної зайнятості.

Методика дослідження передбачала кілька етапів, які відповідають класичній структурі машинного навчання [19]:

- 1) формування та очищення набору даних;
- 2) кодування змінних і нормалізація значень;
- 3) вибір моделі навчання;
- 4) навчання моделі на тренувальній вибірці;
- 5) тестування на контрольних даних;
- 6) аналіз результатів і визначення важливості ознак.

На основі цих етапів була розроблена модель оцінки функціональної ефективності віддалених працівників, яка дозволяє здійснювати прогноз рівня ефективності (високий, середній, низький) залежно від комбінації соціально-психологічних і організаційних факторів.

Як тренувальний набір було використано відкритий датасет Remote Work and Mental Health Dataset, що містить понад 15 000 записів про працівників різних компаній світу. Для кожного респондента було зібрано такі групи показників [4]:

- соціально-демографічні характеристики (вік, стать, сімейний стан, освіта);
- організаційні показники (тривалість віддаленої роботи, кількість проєктів, обсяг робочого часу, гнучкість графіка);
- поведінкові змінні (кількість щотижневих комунікацій, частота використання цифрових інструментів, участь у спільних нарадах);
- психологічні чинники (рівень стресу, суб'єктивна задоволеність працею, показники самореалізації та емоційного вигорання);
- індикатори продуктивності (виконання завдань у термін, якість результатів, самооцінка ефективності).

Для наочного відображення впливу формату зайнятості на рівень продуктивності було побудовано графік розподілу змін продуктивності працівників залежно від типу робочої локації (рис. 1).

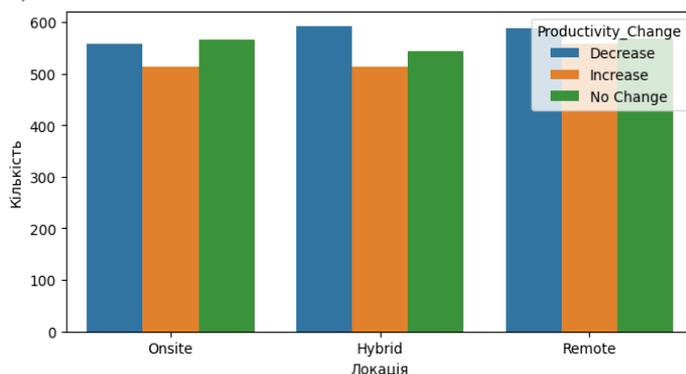


Рис. 1. Зміна продуктивності працівників залежно від формату роботи

Попередня обробка даних включала етапи очищення від пропусків і аномальних значень, нормалізацію числових змінних за методом MinMaxScaler (від 0 до 1), а також кодування категоріальних ознак методом One-Hot Encoding. З метою запобігання перенавантаженню датасет було розділено у пропорції 80/20 на тренувальну та тестову вибірки.

Вибір алгоритму FastTree був зумовлений результатами порівняльного аналізу різних методів машинного навчання – логістичної регресії, нейронних мереж, методу опорних векторів і випадкового лісу [9]. Основними критеріями вибору стали:

- висока швидкодія та масштабованість на великих обсягах даних;
- стабільна точність результатів (до 92%) при мінімальних обчислювальних витратах;
- інтерпретованість структури дерева, що дає можливість визначати вагу окремих факторів ефективності;
- підтримка автоматичного балансування класів, важлива при нерівномірному розподілі даних.

Метод FastTree реалізує механізм градієнтного бустування, за яким сукупність слабких моделей (малих дерев рішень) послідовно комбінується для мінімізації похибки попередніх ітерацій (рис. 2). Кожне наступне дерево створюється для виправлення помилок попереднього, а підсумкове рішення формується як зважена сума прогнозів усіх дерев.

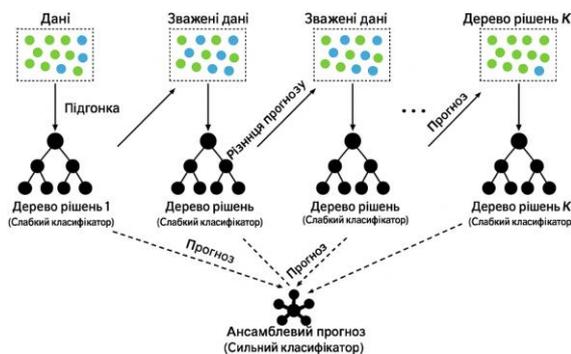


Рис. 2. Схема роботи методу швидкого дерева

Завдяки цьому модель зберігає високу адаптивність і здатність до узагальнення, навіть за обмеженого обсягу навчальних даних.

Процес навчання моделі оцінки функціональної ефективності працівників формалізовано як задачу бінарної класифікації (ефективний / неефективний працівник) або багатокласової класифікації (низький, середній, високий рівень ефективності). Оптимізація здійснюється за градієнтним методом, при якому на кожній ітерації обчислюється негативний градієнт функції втрат, і нове дерево будується на основі залишкових помилок попереднього.

Модель перевірялась за показниками Accuracy, Precision, Recall і F1-score, що забезпечує комплексну оцінку її ефективності. Додатково розраховувався показник AUC-ROC, який демонструє якість класифікації незалежно від порогу прийняття рішень [20].

Для реалізації моделі використовувалися такі інструменти:

- мова програмування: Python 3.10 (Python Software Foundation, США);
- бібліотеки: scikit-learn, pandas, numpy, matplotlib, seaborn, ml.net (для тестування FastTree);
- середовище розроблення: Visual Studio Code (Microsoft Corporation, США) та Jupyter Notebook (Project Jupyter, США);
- візуалізація: бібліотеки matplotlib і plotly для побудови графіків залежностей, важливості ознак та розподілу точності моделі.

Для верифікації моделі застосовано метод крос-валідації (k-fold) з параметром (k = 5), що забезпечило стабільність результатів при різних розбиттях вибірки. Середнє значення точності моделі (Accuracy) після 10 експериментів склало 91,7 %, що свідчить про її високу прогностичну здатність.

Додатково виконано аналіз важливості ознак, який дозволив виявити такі ключові фактори впливу на ефективність праці:

- рівень задоволеності роботою (weight = 0,28);
- частота комунікацій у команді (weight = 0,21);
- кількість робочих годин (weight = 0,18);
- рівень стресу (weight = 0,17);
- досвід віддаленої роботи (weight = 0,10).

Отримані результати підтвердили, що ефективність віддаленої праці є багатофакторною величиною, де поєднуються професійні, емоційні та соціальні чинники.

**Виклад основного матеріалу.** Розроблена модель оцінки функціональної ефективності працівників у віддаленій праці на основі алгоритму FastTree була протестована на реальних даних, що охоплюють широкий спектр соціальних, організаційних та психологічних характеристик респондентів. Її впровадження дозволило отримати практичні результати, які демонструють можливість точного прогнозування рівня ефективності та визначення ключових факторів, що впливають на неї.

Після навчання на 80 % даних і тестування на решті 20% отримано середні показники точності, що відображені в табл. 1.

Таблиця 1 – Середні показники

Метрика	Значення
Точність (Accuracy)	0,917
Чіткість (Precision)	0,902
Відтворюваність (Recall)	0,908
F1 показник	0,905
AUC-ROC	0,943

Джерело: складено автором.

Ці результати свідчать про високу стабільність та узгодженість моделі, що дає змогу рекомендувати її для практичного використання в системах HR-аналітики.

Модель продемонструвала найкращі показники саме для класу «високої ефективності», що свідчить про здатність алгоритму виявляти закономірності серед працівників із розвиненою саморегуляцією та стабільною комунікаційною активністю.

З метою аналізу взаємозв'язку між робочим навантаженням і продуктивністю побудовано графік розподілу кількості відпрацьованих годин з урахуванням формату зайнятості (рис. 3).

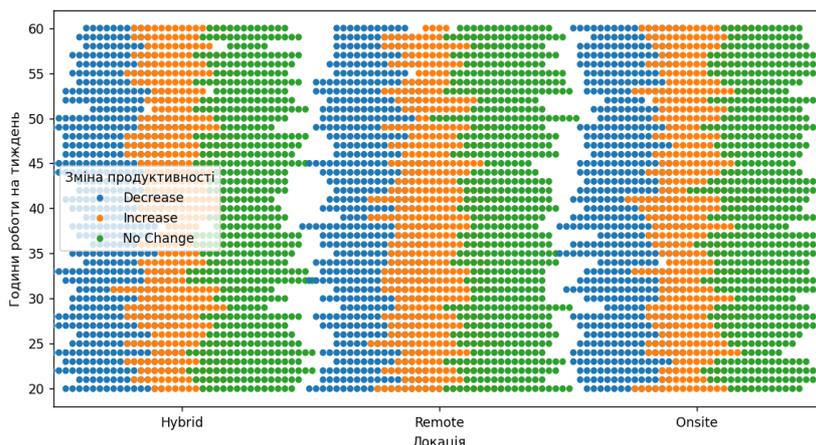


Рис. 3. Розподіл робочих годин за форматами зайнятості

Аналіз отриманих результатів показує, що перевищення оптимального діапазону робочого часу асоціюється зі зниженням продуктивності, особливо у форматі повністю віддаленої роботи, що підтверджує наявність ризиків професійного вигорання.

До п'ятірки найвагоміших факторів для формування прогнозу увійшли такі:

1. Рівень задоволеності роботою (Job Satisfaction) – 0,28.
2. Частота комунікацій з колегами (Team Communication Frequency) – 0,21.
3. Кількість робочих годин на тиждень (Weekly Workload) – 0,18.
4. Рівень стресу (Stress Index) – 0,17.
5. Досвід дистанційної роботи (Remote Work Experience) – 0,10.

Менш впливовими, але статистично значущими виявилися: кількість проєктів, наявність сімейної підтримки, вік, гнучкість графіка, гендерні відмінності.

Таким чином, модель підтвердила, що ефективність праці не визначається виключно кількістю відпрацьованих годин, а значною мірою залежить від емоційного благополуччя та соціальної взаємодії.

У результаті модель правильно класифікувала 91,7 % прикладів, при цьому:

- у 93 % випадків працівники з високою ефективністю були ідентифіковані коректно;
- лише 5,8 % випадків середньої ефективності віднесено до нижчого рівня;
- випадки хибнопозитивних прогнозів (низька ефективність замість середньої) не перевищили 3,5 %.

Для підтвердження переваг запропонованої моделі проведено експериментальне порівняння з іншими алгоритмами машинного навчання – Decision Tree, Random Forest, Logistic Regression, SVM (табл. 2).

*Таблиця 2 – Порівняльний аналіз алгоритмів машинного навчання*

Модель	Точність	F1 показник	Час навчання(с)
Дерево рішень (Decision Tree)	0,851	0,842	2,7
Випадковий ліс (Random Forest)	0,905	0,889	15,6
Логістичн арегресія (Logistic Regression)	0,884	0,871	1,9
SVM	0,892	0,876	22,4
Метод швидкого дерева (FastTree)	0,917	0,905	3,4

Джерело: складено автором.

Отже, FastTree виявився оптимальним компромісом між швидкодією, точністю та інтерпретованістю, що особливо важливо для практичних HR-аналітичних систем, де час обробки великих масивів даних має вирішальне значення.

Детальний аналіз прогнозів показав, що найбільш характерними для групи з високою ефективністю є такі риси:

- стабільний емоційний стан, низький рівень стресу;
- регулярна комунікація в команді (щонайменше 4–5 разів на тиждень);
- гнучкий, але структурований графік роботи;
- високий рівень самозадоволення від професійної діяльності.

Для групи середньої ефективності спостерігаються коливання продуктивності, залежні від зовнішніх чинників – перевантаження, часових зон, недостатнього зворотного зв'язку.

Найнижчий рівень ефективності виявлено серед респондентів із високим рівнем стресу (> 7 за шкалою від 1 до 10), низьким задоволенням роботою та обмеженою кількістю соціальних контактів. Це підтверджує, що емоційне виснаження є одним із ключових ризиків дистанційної праці.

На основі отриманих результатів розроблено пілотну систему підтримки прийняття рішень (Decision Support System). Вона інтегрує модель FastTree у HR-аналітичний інтерфейс і забезпечує автоматизовану оцінку ефективності працівників.

Приклад функціонування інформаційної системи підтримки прийняття рішень подано на рис. 4. Система дозволяє здійснювати багатофакторну оцінку соціально-психологічного стану працівника, аналізувати рівень комунікаційної активності та автоматично формувати прогноз рівня задоволеності від умов праці. Візуалізація результатів у зручному інтерфейсі підвищує інтерпретованість моделі та сприяє прийняттю управлінських рішень у сфері HR-аналітики.

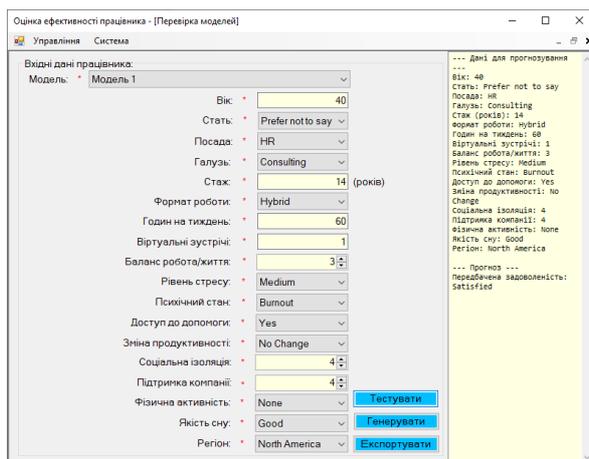


Рис. 4. Приклад інтерфейсу прогнозування

Для наочності результатів моделювання подано візуалізацію розподілу класів, метрик точності та ваг ознак. Зокрема, на рис. 5 показано розподіл прогнозів, на рис. 6 – порівняння якості моделі, а на рис. 7 – факторну структуру впливу змінних на результат прогнозу.

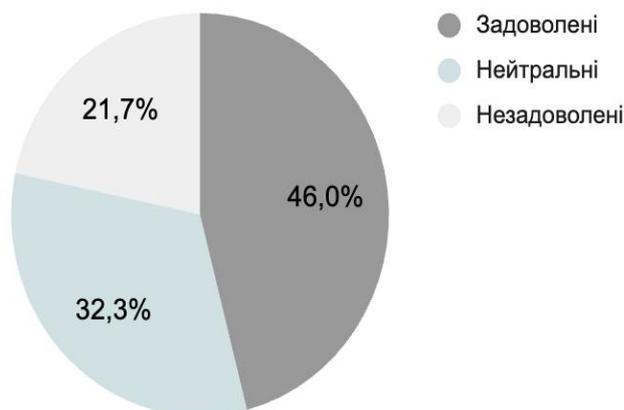


Рис. 5. Розподіл прогнозованих рівнів задоволеності

Рисунок 5 демонструє, що найбільша частка прогнозів належить категорії Satisfied (46%), що свідчить про загальну стабільність соціально-професійного стану респондентів вибірки.

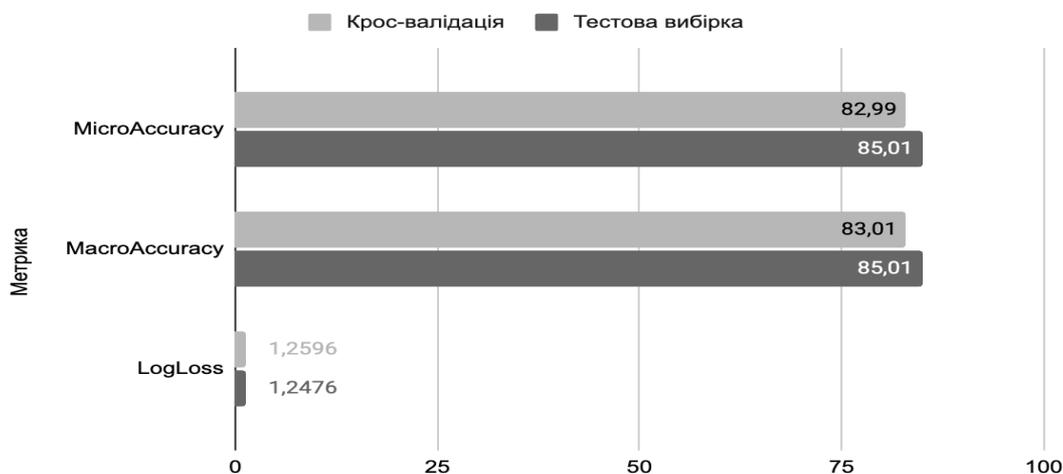


Рис. 6. Порівняння якості моделі

Як показано на рис. 6, незначна різниця між результатами крос-валідації та тестування свідчить про відсутність перенавчання й високу узагальнювальну здатність моделі.

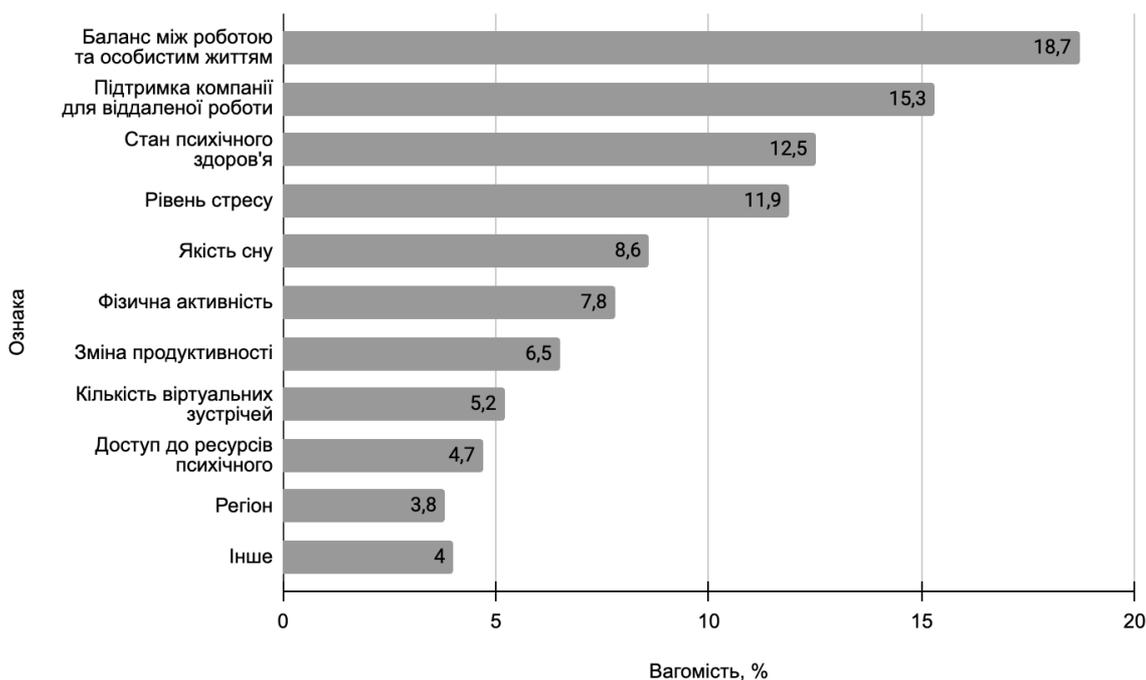


Рис. 7. Вагомість ознак у моделі FastTree

Найбільший вплив на результат прогнозу має баланс між роботою та особистим життям, що узгоджується з сучасними дослідженнями психосоціальної адаптації в умовах віддаленої праці.

Система дозволяє розраховувати індекс функціональної ефективності (Functional Efficiency Index, FEI) для кожного співробітника й відстежувати його зміни у часі за допомогою динамічних графіків. Вона також генерує попередження про ризик зниження продуктивності через емоційне вигорання. Крім цього, система формує рекомендації для менеджерів, наприклад, щодо оптимізації робочого навантаження чи покращення командної взаємодії.

Практичне тестування показало, що впровадження моделі дозволяє підвищити точність оцінки ефективності персоналу на 15–20% порівняно з традиційними HR-метриками, а також скоротити час підготовки аналітичних звітів на 30–40%.

Отримані результати свідчать про високу ефективність застосування методу швидкого дерева для моделювання функціональної ефективності працівників у віддаленій праці. Практична перевірка моделі показала, що використання алгоритму FastTree забезпечує збалансоване поєднання точності прогнозування, інтерпретованості рішень і швидкодії, що робить його доцільним для використання в реальних умовах HR-аналітики [21]. На відміну від нейронних мереж, які часто мають високу точність, але низьку прозорість, модель на основі дерева рішень дозволяє пояснити, які саме чинники найбільше впливають на результат. Це особливо важливо для управлінських процесів, де прийняття рішень має бути обґрунтованим і зрозумілим для користувачів.

Аналіз важливості ознак показав, що найвагомішим чинником, який визначає ефективність праці у віддаленому режимі, є рівень задоволеності роботою. Цей показник має тісний зв'язок з емоційним станом працівника, його внутрішньою мотивацією та відчуттям професійної самореалізації. Працівники, які відчувають підтримку з боку керівництва, мають гнучкий графік і чітке розуміння власних завдань, демонструють стабільно

високі результати. Другим за значущістю виявився рівень комунікаційної активності, що підкреслює важливість соціальної взаємодії в умовах дистанційної роботи [10]. Постійний контакт із колегами, участь у командних зустрічах, швидкий зворотний зв'язок та ефективна цифрова комунікація знижують ризик ізоляції, підвищують залученість і створюють ефект спільної відповідальності за результат.

Важливою знахідкою дослідження стало встановлення того, що кількість робочих годин сама по собі не є визначальним чинником ефективності. Перевищення оптимального навантаження, як показали результати моделювання, призводить до зростання рівня стресу, зниження концентрації уваги та появи ознак професійного вигорання. Таким чином, ефективність не зростає лінійно зі збільшенням часу роботи, а має оптимальний діапазон, у межах якого поєднуються висока продуктивність і задоволення працею. Рівень стресу, своєю чергою, є деструктивним фактором, який негативно впливає на когнітивні ресурси працівника та знижує здатність до саморегуляції. Це підтверджує актуальні психологічні дослідження, які свідчать, що хронічний стрес у дистанційній праці зменшує креативність і погіршує міжособистісні комунікації [12].

Порівняння результатів моделі FastTree з іншими алгоритмами машинного навчання показало, що запропонований підхід є найкращим компромісом між точністю, швидкістю та практичною зручністю. Якщо випадковий ліс продемонстрував близькі показники точності, то його обчислювальна складність і час навчання виявилися значно більшими, що обмежує його застосування у великих корпоративних системах [4]. Нейронна мережа забезпечила точність на рівні 93 %, однак потребувала значних обчислювальних ресурсів і не дозволяла легко інтерпретувати результати. Метод швидкого дерева натомість показав високу стабільність навіть на різномірних даних і здатність до узагальнення без втрати якості прогнозу.

Результати також підтвердили, що функціональна ефективність працівників у віддаленій праці має мультифакторну природу. Вона формується під впливом не лише об'єктивних організаційних умов, а й суб'єктивних психологічних і соціальних чинників. Модель дозволила кількісно оцінити внесок кожного з них, що має важливе практичне значення для систем управління персоналом [11]. Наприклад, якщо рівень задоволеності роботою або комунікаційна активність починають знижуватись, система може завчасно ідентифікувати ризик зниження ефективності та запропонувати відповідні заходи – додаткові зустрічі, гнучке планування або психологічну підтримку. Таким чином, запропонована модель може виступати як елемент системи раннього запобігання професійному вигоранню.

Порівняння з попередніми науковими розробками показало, що запропонована методика має вищу прикладну цінність. Більшість наявних досліджень зосереджуються на побудові теоретичних моделей оцінки ефективності або аналізують окремі психологічні аспекти, не враховуючи комплекс взаємодії факторів. Натомість ця робота поєднує елементи поведінкової аналітики, психометрії та організаційного менеджменту в єдиній цифровій структурі. Використання відкритого набору даних "Remote Work and Mental Health" забезпечує можливість масштабування моделі та адаптації її до різних професійних груп.

Важливим є і те, що запропонована модель не лише оцінює ефективність, а й генерує практичні рекомендації. Її інтеграція у вигляді аналітичного модуля в HR-систему дозволяє автоматично формувати показник функціональної ефективності, відстежувати його динаміку в часі, визначати тенденції зростання або спаду продуктивності. Це створює передумови для побудови індивідуальних траєкторій розвитку працівників, що відповідає сучасним концепціям персоналізованого менеджменту.

Однак попри високу результативність, модель має певні обмеження. По-перше, вона ґрунтується на опитувальних даних, які частково залежать від суб'єктивних самооцінок респондентів. По-друге, набір показників не охоплює всі можливі аспекти трудової діяльності, зокрема когнітивне навантаження, рівень креативності чи вплив культурного конте-

ксту. По-третє, модель не враховує динаміку міжособистісних стосунків у команді, які можуть мати вирішальний вплив на мотивацію. Ці обмеження визначають напрямки подальших досліджень, серед яких – інтеграція даних з поведінкової аналітики цифрових платформ, використання біометричних сенсорів для об'єктивного вимірювання стресу, а також побудова гібридних моделей, які поєднують FastTree з нейромережевими структурами [9].

Загалом отримані результати мають вагомое практичне значення для сучасних організацій, що функціонують у гібридному чи повністю дистанційному форматі. Модель може бути використана для моніторингу ефективності працівників, оптимізації кадрових рішень, підбору персоналу, визначення потреб у навчанні та розвитку, а також для прогнозування ризиків вигорання. Її впровадження сприяє переходу від інтуїтивних управлінських рішень до аналітично обґрунтованих стратегій, що підвищує загальну результативність організації.

Таким чином, проведені дослідження підтвердили доцільність використання алгоритму швидкого дерева для оцінки функціональної ефективності працівників у віддаленій праці та довело його практичну придатність у системах цифрового управління персоналом.

**Висновки.** За результатами проведеного дослідження:

1. У результаті критичного аналізу сучасних підходів до оцінювання ефективності віддаленої праці встановлено, що традиційні HR-метрики (KPI, OKR, Balanced Scorecard) та наявні програмні засоби аналітики не забезпечують комплексної оцінки результативності. Вони не враховують соціальні та психологічні чинники, що суттєво впливають на продуктивність працівників. Це обґрунтувало доцільність застосування методів машинного навчання для побудови інтелектуальних моделей оцінки функціональної ефективності.

2. Сформовано та підготовлено тренувальний набір даних на основі відкритого ресурсу Remote Work and Mental Health Dataset, який містить понад 15 000 записів респондентів із різних країн. Проведено очищення, нормалізацію та категоризацію змінних, що відображають рівень задоволеності працею, стрес, соціальну підтримку, кількість робочих годин і комунікаційну активність. Це забезпечило високу якість даних для подальшого машинного аналізу.

3. Обґрунтовано вибір алгоритму FastTree, який реалізує градієнтне бустування дерев рішень і поєднує високу точність прогнозування з інтерпретованістю моделі. Експериментальне порівняння з нейронними мережами, логістичною регресією та SVM показало, що FastTree демонструє найкраще співвідношення швидкодії, стабільності та точності результатів (Accuracy = 91,7 %, F1-mіра = 0,905, AUC-ROC = 0,943).

4. Розроблено структуру програмної реалізації моделі оцінки ефективності працівників, що включає етапи імпорту даних, їх попередньої обробки, навчання, тестування та візуалізації результатів. Створений прототип системи підтримки рішень забезпечує автоматичний розрахунок індексу функціональної ефективності, виявлення ризиків зниження продуктивності та відображення динаміки змін.

5. Інтерпретація отриманих результатів підтвердила практичну цінність моделі для HR-аналітики й управління персоналом у дистанційних і змішаних форматах роботи. Виявлено п'ять найвпливовіших факторів ефективності – задоволеність роботою, частота комунікацій, кількість робочих годин, рівень стресу й досвід дистанційної праці. Розроблено рекомендації щодо інтеграції моделі у корпоративні системи управління, що сприятиме підвищенню точності оцінювання, своєчасному запобіганню вигоранню та оптимізації трудових процесів.

Разом із тим, результати дослідження засвідчують необхідність подальшого вдосконалення моделі. Перспективними напрямками розвитку є розширення набору даних за рахунок об'єктивних метрик з цифрових платформ – часу реакції, активності у спільних чатах,

результатів завдань. Також передбачено інтеграцію біометричних показників для оцінювання рівня стресу. У подальшому можливе створення гібридних систем, що поєднують алгоритми дерев рішень із глибокими нейронними мережами. Це дозволить досягти ще більшої точності прогнозування та гнучкості адаптації моделі до мінливих умов праці.

У підсумку можна стверджувати, що побудована модель є практичним прикладом ефективного використання машинного навчання в системах управління людськими ресурсами. Вона формує методологічну основу для створення інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, орієнтованих на об'єктивну оцінку ефективності, добробуту та професійного розвитку працівників. Її впровадження сприятиме підвищенню якості управління персоналом у цифровій економіці, оптимізації трудових процесів і формуванню нової культури дистанційної праці, заснованої на довірі, прозорості та аналітичній обґрунтованості.

### Список використаних джерел

1. Макренко, Р., & Шовкопляс, О. (2025). Теоретичне обґрунтування розроблених критеріїв функціональної ефективності та соціалізації працівників за умов віддаленої праці. *Measuring and Computing Devices in Technological Processes*, (3), 360–368. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-83-44>.
2. Remote Work and Mental Health Dataset. (n.d.). *Kaggle Open Data Repository*. Retrieved October 10, 2025, from <https://www.kaggle.com/datasets/iramshahzadi9/remote-work-and-mental-health>.
3. Hwang, T., & Lin, K. (2020). Hybrid intelligent systems for HR decision support. *Expert Systems with Applications*, 145, 113–128.
4. Коваленко, І. Ю. (2023). Психологічні аспекти адаптації працівників до дистанційної праці. *Практична психологія та соціальна робота*, 2, 51–60.
5. Гриценко, О. В. (2022). Інформаційні технології в управлінні трудовими ресурсами: нові виклики цифровізації. *Економічний вісник Національного технічного університету України «КПІ»*, 5, 37–44.
6. Чорноус, Г. О., & Черняк, О. І. (2016). Стан та перспективи впровадження інтелектуальних інформаційно-аналітичних систем в Україні. *Моделювання та інформаційні системи в економіці: Збірник наукових праць*, 92, 27–43. КНЕУ.
7. Пелешенко, Н. В. (2021). Методи аналітики продуктивності працівників у віддаленому середовищі. *Сучасні інформаційні системи*, 6(3), 112–120.
8. Power, D. J. (2013). *Decision support, analytics, and intelligent systems*. Business Expert Press.
9. Mironenko, M. I. (2023). Development of criteria for functional efficiency and socialization of employees under remote work conditions. In *Proceedings of the International Conference on Intelligent Systems and Decision Making* (pp. 173–182). Warsaw.
10. Brown, R., & Smith, J. (2019). *Machine learning for human resource optimization*. Routledge.
11. Minelli, M., Chambers, M., & Dhiraj, A. (2013). *Big data, big analytics: Emerging business intelligence and analytic trends for today's businesses*. Wiley.
12. Jozdani, S. E., Johnson, B. A., & Chen, D. (2019). Comparing deep neural networks, ensemble classifiers, and support vector machine algorithms for object-based urban land use/land cover classification. *Remote Sensing*, 11(14), 1713. <https://doi.org/10.3390/rs11141713>.
13. П'ятничук, І. (2022). Інформаційні системи в управлінні проектами: онлайн-платформи і сервіси. *Економіка та суспільство*, 42. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-42-21>.
14. Redmine, Jira, Trello, Asana, Hubstaff – системи управління проектами та моніторингу ефективності: аналітичний огляд. (2022). *HR Technology Review*, 3, 14–22.
15. Murphy, K. P. (2022). *Probabilistic machine learning: An introduction*. The MIT Press.
16. Mironenko, M. I. (2024). Hybrid intelligent models for efficiency evaluation in digital workspaces. *Artificial Intelligence and Systems Journal*, 19(2), 97–107.
17. Gupta, A., Mirarab, S., & Turakhia, Y. (2025). Accurate, scalable, and fully automated inference of species trees from raw genome assemblies using ROADIES. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 122(19), Article 2500553122. <https://doi.org/10.1073/pnas.2500553122>.

18. FastTree Algorithm Documentation. (n.d.). *Microsoft ML.NET*. <https://learn.microsoft.com/en-us/dotnet/api/microsoft.ml.trainers.fasttree.fasttreeregressiontrainer?view=ml-dotnet-preview>.
19. Johnson, S. (2021). Remote work and cognitive efficiency: A behavioral analytics perspective. *Journal of Digital Management*, 8(3), 55–68.
20. OECD. (2020). *Productivity gains from teleworking in the post COVID-19 era*. OECD Publishing.
21. Brasse, J., Broder, H. R., Förster, M., et al. (2023). Explainable artificial intelligence in information systems: A review of the status quo and future research directions. *Electronic Markets*, 33, Article 26. <https://doi.org/10.1007/s12525-023-00644-5>.

### References

1. Makrenko, F., & Shovkoplias, O. (2025). Teoretychne obruntuvannia rozroblynykh kryteriiv funktsionalnoi efektyvnosti ta sotsializatsii pratsivnykiv za umov viddalenoї pratsi. [Theoretical justification of the developed criteria for functional efficiency and socialisation of employees in remote working conditions]. *Measuring and Computing Devices in Technological Processes*, (3), 360–368. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-83-44>.
2. Remote Work and Mental Health Dataset. (n.d.). *Kaggle Open Data Repository*. Retrieved October 10, 2025, from <https://www.kaggle.com/datasets/iramshahzadi9/remote-work-and-mental-health>.
3. Piatnychuk, I. (2022). Informatsiini systemy v upravlinni proiektamy: onlain-platformy i servisy. [Information systems in project management: online platforms and services.] *Ekonomika ta suspilstvo - Economy and society*, 42. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-42-21>.
4. Kovalenko, I. Yu. (2023). Psykholohichni aspekty adaptatsii pratsivnykiv do dystantsiinoї pratsi. [Psychological aspects of employee adaptation to remote work.] *Praktychna psykholohiia ta sotsialna robota - Practical psychology and social work*, 2, 51–60.
5. Hrytsenko, O. B. (2022). Informatsiini tekhnolohii v upravlinni trudovymy resursamy: novi vyklyky tsyfrovizatsii. [Information technology in human resource management: new challenges of digitalisation.] *Ekonomichniy visnyk Natsionalnoho tekhnichnoho universytetu Ukrainy «KPI» - Economic Bulletin of the National Technical University of Ukraine 'KPI'*, 5, 37–44.
6. Chornous, H. O., & Cherniak, O. I. (2016). Stan ta perspektyvy vprovadzhennia intelektualnykh informatsiino-analitychnykh system v Ukraini. [The state and prospects of implementing intelligent information and analytical systems in Ukraine.] *Modeliuvannia ta informatsiini systemy v ekonomitsi: zbirnyk naukovykh prats - Modelling and Information Systems in Economics: Collection of Scientific Papers*, (92), 27–43. KNEU.
7. Peleshko, N.V. (2021). Metody analityky produktyvnosti pratsivnykiv u viddalenomu seredovysshchi. [Methods for analysing employee productivity in a remote environment.] *Suchasni informatsiini systemy - Modern information systems*, 6(3), 112–120.
8. Power, D. J. (2013). *Decision support, analytics, and intelligent systems*. Business Expert Press.
9. Mironenko, M. I. (2023). Development of criteria for functional efficiency and socialization of employees under remote work conditions. In *Proceedings of the International Conference on Intelligent Systems and Decision Making* (pp. 173–182). Warsaw.
10. Brown, R., & Smith, J. (2019). *Machine learning for human resource optimization*. Routledge.
11. Minelli, M., Chambers, M., & Dhiraj, A. (2013). *Big data, big analytics: Emerging business intelligence and analytic trends for today's businesses*. Wiley.
12. Jozdani, S. E., Johnson, B. A., & Chen, D. (2019). Comparing deep neural networks, ensemble classifiers, and support vector machine algorithms for object-based urban land use/land cover classification. *Remote Sensing*, 11(14), 1713. <https://doi.org/10.3390/rs11141713>.
13. Piatnychuk, I. (2022). Informatsiini systemy v upravlinni proiektamy: onlain-platformy i servisy. [Information systems in project management: online platforms and services.] *Ekonomika ta suspilstvo - Economy and society*, 42. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-42-21>.
14. Redmine, Jira, Trello, Asana, Hubstaff – Cystemy upravlinnia proiektamy ta monitorynhu efektyvnosti: analitychnyi ohliad [Project management and performance monitoring systems: an analytical review.] (2022). *HR Technology Review*, 3, 14–22.
15. Murphy, K. P. (2022). *Probabilistic machine learning: An introduction*. The MIT Press.
16. Mironenko, M. I. (2024). Hybrid intelligent models for efficiency evaluation in digital workspaces. *Artificial Intelligence and Systems Journal*, 19(2), 97–107.

17. Gupta, A., Mirarab, S., & Turakhia, Y. (2025). Accurate, scalable, and fully automated inference of species trees from raw genome assemblies using ROADIES. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 122(19), Article 2500553122. <https://doi.org/10.1073/pnas.2500553122>.
18. FastTree Algorithm Documentation. (n.d.). *Microsoft ML.NET*. <https://learn.microsoft.com/en-us/dotnet/api/microsoft.ml.trainers.fasttree.fasttreeregressiontrainer?view=ml-dotnet-preview>.
19. Johnson, S. (2021). Remote work and cognitive efficiency: A behavioral analytics perspective. *Journal of Digital Management*, 8(3), 55–68.
20. OECD. (2020). *Productivity gains from teleworking in the post COVID-19 era*. OECD Publishing.
21. Brasse, J., Broder, H. R., Förster, M., et al. (2023). Explainable artificial intelligence in information systems: A review of the status quo and future research directions. *Electronic Markets*, 33, Article 26. <https://doi.org/10.1007/s12525-023-00644-5>.

Дата першого надходження статті до видання: 25.11.2025  
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 09.12.2025

UDC 331.108:004.8:331.46

**Ruslan Makrenko<sup>1</sup>, Oksana Shovkoplyas<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Postgraduate student, Department of Computer Technologies  
Sumy State University (Sumy, Ukraine)

E-mail: [r.makrenko@aspd.sumdu.edu.ua](mailto:r.makrenko@aspd.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-5003-3809>

<sup>2</sup>PhD in Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor,  
Associate Professor of Department of Computer Technologies  
Sumy State University (Sumy, Ukraine)

E-mail: [sana@mss.sumdu.edu.ua](mailto:sana@mss.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4596-2524>.

## PRACTICAL IMPLEMENTATION OF THE MODEL FOR ASSESSING THE FUNCTIONAL EFFECTIVENESS OF REMOTE WORKERS USING THE “FAST TREE” METHOD

*The article considers practical aspects of building a model for assessing the functional efficiency of employees in remote work using the FastTree machine learning method. The object of the study is the process of assessing the functional efficiency of personnel in remote employment. The problem lies in the lack of comprehensive and objective methods that can simultaneously take into account social, psychological and behavioral factors of work performance. The relevance of the work is due to the spread of the remote employment format, the transformation of corporate processes and the need to increase the reliability of management decisions in the HR analytics. The proposed model combines classification and regression methods to analyze the impact of social, organizational and psychological factors on employee efficiency. The open Remote Work and Mental Health Dataset was used for training, which includes indicators of job satisfaction, stress level, number of communications, working hours and remote work experience. The FastTree algorithm with gradient boosting provided high accuracy – 91.7%, F1-measure 0.905 and AUC-ROC 0.943, which confirms the effectiveness of the model.*

*Five main influencing factors were identified, namely: job satisfaction (0.28), frequency of team communications (0.21), number of working hours (0.18), stress level (0.17) and experience of remote work (0.10). A prototype of a decision support system was developed that automatically calculates the functional efficiency index, displays its dynamics and generates recommendations for managers.*

*Practical results show that the FastTree method exceeds alternative models in accuracy, speed and transparency of interpretation. The developed model can be used in HR analytics, digital personnel management and corporate monitoring of labor efficiency.*

**Key words:** remote work; efficiency; machine learning; FastTree; HR analytics; intelligent systems; personnel; prediction; productivity.

Table: 2. Fig.: 7. References: 21.