

<https://doi.org/10.31891/2307-5740-2025-340-10>

УДК 331.522:519.85:004.8(477)

ГІТІС Тетяна

Донбаська державна машинобудівна академія

<https://orcid.org/0000-0002-4992-8438>

e-mail: tatyana.gitis@gmail.com

ПІДГОРА Єлизавета

Донбаська державна машинобудівна академія

e-mail: podgora.elis@gmail.com

ГІТІС Ірина

Харківський національний університет радіоелектроніки

<https://orcid.org/0009-0009-9091-8854>

e-mail: gitis.iryana@gmail.com

ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ПОПИТУ ТА ПРОПОЗИЦІЇ НА РИНКУ ПРАЦІ УКРАЇНИ

Дослідження спрямовано на визначення тенденції зміни попиту та пропозиції на ринку праці України в умовах воєнного стану та формування прогнозу їх динаміки з використанням методів аналізу часових рядів та штучного інтелекту. Результуюча модель, являє собою неглибоку LSTM-мережу, при оцінці якості прогнозування показала низькі значення похибок на обох вибірках, що вказує на коректність її роботи та хорошу узагальнюючу здатність. Прогнозована динаміка попиту на робочу силу демонструє стабілізацію в першому півріччі 2025 року, однак, передбачуваний рівень її пропозиції вказує на поступове зниження в цей період. Результати прогнозування свідчать про те, що дисбаланс між попитом та пропозицією на ринку праці України залишиться значним.

Ключові слова: ринок праці; попит; пропозиція; прогнозування; штучна нейронна мережа; LSTM.

GITIS Tetiana, PIDHORA Yelyzaveta

Donbass State Engineering Academy

GITIS Iryna

Kharkiv National University of Radio Electronics

FORECASTING THE DYNAMICS OF DEMAND AND SUPPLY IN THE UKRAINIAN LABOR MARKET

The research is aimed at determining the trend of changes in demand and supply in the labor market of Ukraine under martial law and forming a forecast of their dynamics using methods of time series analysis and artificial intelligence. A time series is a set of observations that were collected at fixed intervals of time. An example of a time series can be the number of resumes and vacancies in the labor market each month. Currently, there are many methods for analyzing and forecasting time series: autoregressive models, moving averages, their extensions, such as ARMA, ARIMA, and exponential smoothing. However, they have a number of shortcomings that can hinder forecasting. In particular, most of them assume linear relationships between observations which makes it impossible to identify and model complex long-term dependencies. To overcome these limitations, recurrent neural networks, in particular, their variety – long short-term memory (LSTM) – is actively used. Due to their architecture, LSTM networks can effectively learn nonlinear relationships and long-term dependencies in data. During the analysis of the source data, which reflects the dynamics of monthly changes in demand and supply in the labor market in Ukraine from January 2022 to February 2025, it was determined that there is no obvious seasonality, and recent observations have a more significant impact on current ones. The resulting model, which is implemented as a shallow LSTM network, showed low error values on both data sets when assessing the quality of forecasting, signifying the correctness of its work and good generalization ability. The projected dynamics of labor demand demonstrate stabilization in the first half of 2025, however, the estimated level of its supply shows a gradual decline during this period. The forecast results indicate that the imbalance between demand and supply in the Ukrainian labor market will remain significant.

Keywords: labor market; demand; supply; forecasting; artificial neural network; LSTM.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Незбалансованість ринку праці, що виявляється у невідповідності між попитом на робочу силу та її пропозицією, є суттєвим фактором, який стримує соціально-економічний розвиток країни. Збільшення рівня безробіття, відтік робочої сили за кордон, нерівномірне та неефективне використання трудового потенціалу, уповільнення економічного зростання та посилення соціальної напруги – це лише частина негативних наслідків, що виникають внаслідок диспропорцій на ринку праці. У цьому контексті прогнозування динаміки попиту та пропозиції робочої сили набуває особливої актуальності, оскільки дозволяє не лише оцінювати майбутні тенденції у сфері зайнятості, а й розробляти механізми попередження та подолання потенційних дисбалансів.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

За інформацією НБУ на початку російського вторгнення український ринок праці зазнав стрімкий спад як попиту, так і пропозиції робочої сили. Процес адаптації до воєнних умов впевнено тривав з травня до вересня 2022 року: попит на роботу почав поступово збільшуватись, водночас чисельність шукачів роботи перевищила середні показники 2021 року. У 2023-2024 рр. попит на роботу й надалі зростає, а процес відновлення пропозиції навпаки уповільнився через інтенсивну міграцію робочої сили за кордон та посилення мобілізації. В цілому, НБУ визначає поточну ситуацію на ринку праці як складну: пропозиція робочої сили значно перевищує попит, отже, рівень безробіття залишається високим [1].

Оцінюванню перспектив розвитку українського ринку праці в умовах війни приділено значну увагу як з боку НБУ [1], фахівців та експертів Національного інституту стратегічних досліджень [2], Українського центру економічних та політичних досліджень ім. О. Разумкова [3], так і окремих українських науковців (Р. Ф. Атаманюк, В. В. Близнюк, В. О. Гавриленко, Н. П. Любомудрова, О. К. Черьомухіна, В. І. Чиж та інші). Огляд наявних публікацій не дозволяє отримати узгоджений та об'єктивний прогноз щодо змінення попиту і пропозиції робочої сили, оскільки пропонуються різні сценарії – від оптимістичних до песимістичних. Це зумовлює необхідність застосування сучасних методів прогнозування для підвищення точності аналітичних оцінок.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою статті є формування прогнозу щодо динаміки попиту та пропозиції на ринку праці України.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Наразі існує безліч методів прогнозування. Одними з найчастіше використовуваних є моделі авторегресії (AR) та ковзного середнього (MA). AR робить прогноз спираючись на лінійні комбінації попередніх спостережень, MA у свою чергу усереднює дані за визначений період часу, вікно, яке переміщується по всьому ряду. Головною спільною перевагою та причиною широкого використання даних методів є простота реалізації. Однак ця простота призводить до низки обмежень під час використання моделей: AR є нестійкою до шумів та викидів у даних, а MA не охоплює сезонність та тренди – характеристики, які є притаманними для часових рядів.

Для подолання цих обмежень використовується модель авторегресії – ковзного середнього (ARMA), яка представляє собою поєднання методів, описаних вище. Проте застосування ARMA може бути неможливим для деяких даних, адже вона вимагає стаціонарності часового ряду – сталості характеристик ряду, таких як математичне сподівання та дисперсії, із плином часу. У випадках, коли дані демонструють докази нестационарності, використовується розширення ARMA – модель авторегресійної інтегрованої ковзної середньої (ARIMA). Компонента І в ARIMA відповідає інтегруванню часового ряду, що дозволяє досягти його стаціонарності. Однак обидві моделі ARMA та ARIMA, а також інші їхні різновиди SARIMA та ARIMAX, мають значний недолік – вони припускають лінійну залежність між спостереженнями, що може бути невідповідним для складних даних, які демонструють довгострокові залежності, нелінійні зв'язки, відхилення та коливання.

Іншим поширеним методом аналізу часових рядів є експоненційне згладжування. Для прогнозу використовуються значення минулих спостережень, ступінь врахування яких експоненційно зменшується. Перевагами даного методу є простота реалізації та можливість обробляти різні типи часових рядів – на відміну від моделей ARMA та ARIMA стаціонарність даних не є обов'язковою. Проте експоненційне згладжування має деякі недоліки, які можуть стояти на заваді під час прогнозування: по-перше, даний метод є нестійким до різких коливань та значних відхилень; по-друге, подібно до попередньо описаних моделей ARMA та ARIMA, експоненційне згладжування припускає наявність лінійного тренду у даних, що може призводити до некоректного прогнозу на часових рядах, які демонструють складні нелінійні шаблони.

Окрім всіх вищезазначених обмежень, для багатьох класичних методів прогнозування часових рядів, описаних раніше, наявність сезонності є критичним. Нечітка сезонність, або її відсутність взагалі, може мати негативний вплив на якість роботи моделей.

Таким чином, незважаючи на широке використання традиційних методів прогнозування часових рядів, їх обмежена здатність враховувати нелінійні зв'язки та довгострокові залежності в даних значно знижує точність прогнозів в умовах складних часових рядів.

Для подолання цих обмежень активно використовуються рекурентні нейронні мережі (РНМ), зокрема їх різновид – довга короткострокова пам'ять (LSTM), запропонована З. Хохрайтером та Ю. Шмідгубером у 1997 році [4]. Особливістю РНМ є їхня архітектура. На відміну від мереж прямого поширення, в яких сигнал розповсюджується в одному напрямку від вхідного шару до вихідного, рекурентні нейронні мережі містять зворотні зв'язки, що дозволяють зберігати інформацію та використовувати її в подальших обчисленнях. Завдяки виникненню ефекту пам'яті РНМ можуть моделювати залежності між елементами в послідовності, що дозволяє ефективно вирішувати такі задачі, як обробка природної мови та прогнозування часових рядів.

Навчання традиційних рекурентних мереж методом зворотного поширення помилки в часі може призводити до виникнення проблем зникання або вибуху градієнту: у першому випадку з'являється великий

ризик зупинки процесу навчання мережі, у другому – потрапляння в локальні мінімуми, тобто неможливості знаходження оптимального рішення. Ці проблеми роблять звичайні РНМ непридатними для задач, які потребують вивчення довгострокових залежностей.

LSTM-мережа запобігає виникненню проблем зникання та вибуху градієнту завдяки архітектурі блоків, з яких вона складається. Кожний LSTM-блок містить комірку пам'яті та три типи вентилю: входу, виходу та забування. Комірка пам'яті реалізує механізм Constant Error Carousel, що забезпечує передавання градієнту адитивно, на відміну від традиційних РНМ, де використовується множення. Оновлення стану комірки здійснюється відповідно до [5]:

$$s_c(t) = s_c(t-1)y^\varphi(t) + y^{in}(t)g(net_c(t)),$$

де $s_c(t-1)$ – стан комірки на попередньому часовому кроці; y^φ – активація вентиля забування; y^{in} – активація вентиля входу; $g(net_c(t))$ – стиснення входу комірки пам'яті логістичною функцією.

Вентилю в LSTM-блоках відіграють ключову роль, забезпечуючи гнучке управління інформацією та ефективне навчання довгостроковим залежностям. Вентиль входу контролює, яку інформацію буде записано в пам'ять – його було введено для захисту вмісту пам'яті від збурень нерелевантними вхідними даними [4]. Вентиль виходу вирішує, яку інформацію можна передавати далі до інших блоків – його було представлено з метою захисту інші одиниць від збурення нерелевантним вмістом пам'яті [4]. Вентиль забування було запропоновано пізніше, у 1999 році. Він розроблений для поступового обнулення комірок пам'яті, якщо їхній вміст застарів і є непридатним [5] для подальшого використання.

Для аналізу та навчання моделі було використано дані про кількість вакансій (попит на робочу силу) та резюме (пропозиція робочої сили) у 2022-2025 рр., які представлено на онлайн-порталі з пошуку роботи та надання вакансій Work.ua [6].

Оскільки LSTM-мережі не призначені для безпосередньої роботи з окремими спостереженнями часового ряду, вихідні дані було представлено у вигляді послідовності значень – часових кроків, які використовуються для передбачення наступного значення ряду. Для визначення оптимальної довжини цього проміжку було використано декомпозицію часового ряду. Отримані результати для обох показників представлено на рис. 1.

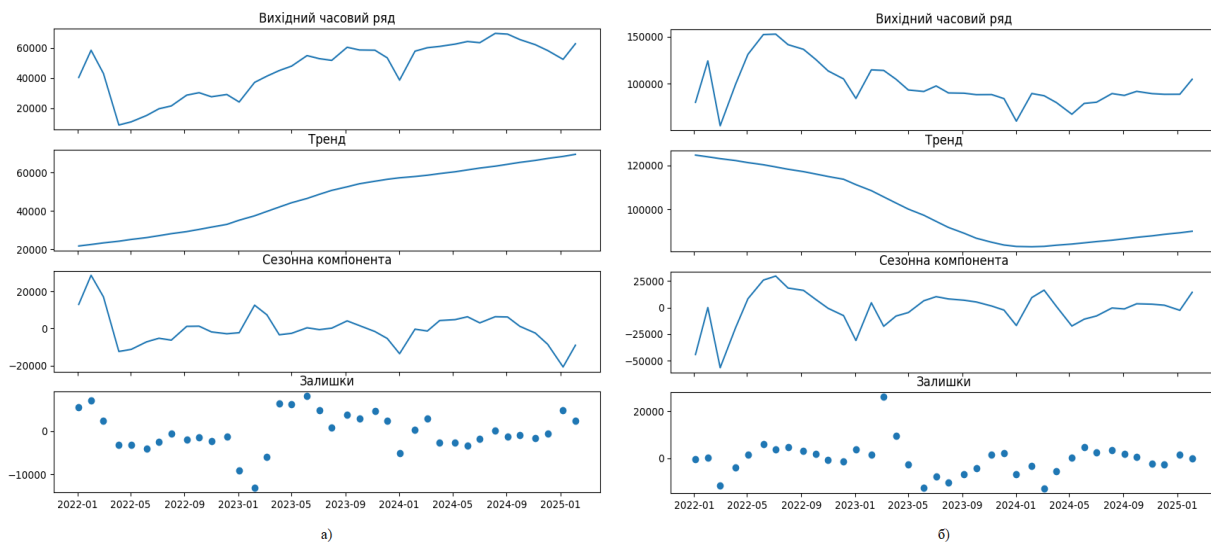


Рис. 1. Результати декомпозиції часового ряду для а) кількості вакансій та б) кількості резюме

Так як дані збиралися із щомісячною частотою протягом трьох років, було зроблено припущення, що досліджувані часові ряди мають потенційну сезонність з періодом 12 місяців. Проте можна побачити на рис. 1 (графік «Сезонна компонента»), що в обох випадках чітка повторюваність у коливаннях через фіксовані проміжки часу відсутня. Для додаткової перевірки було побудовано графіки автокореляційної (ACF) та частково автокореляційної (PACF) функцій, які наведено на рис. 2.

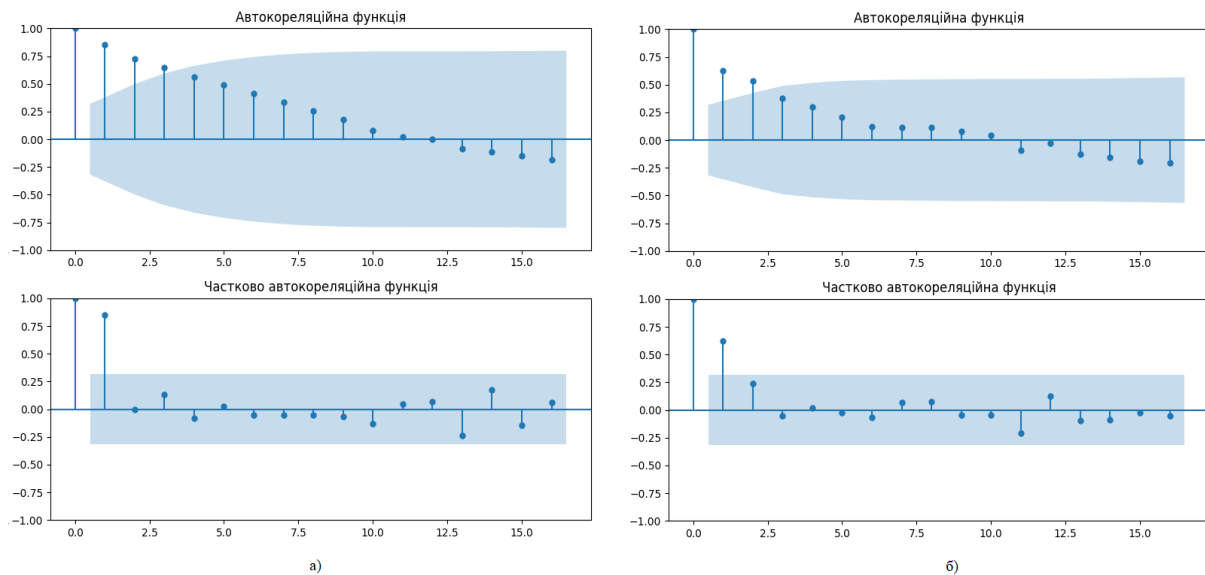


Рис. 2. Графіки автокореляційної та частково автокореляційної функцій часових рядів для а) кількості вакансій та б) кількості резюме

На графіках ACF можна побачити, що на 12 лагу немає чітко вираженого піку, а перевищення довірчого інтервалу спостерігається лише на перших лагах. Можна зробити висновок, що явна сезонність у даних відсутня, і останні спостереження, до півроку, є більш значущими для поточного моменту часу. Спіраючись на отримані результати, довжину послідовності було обрано рівній 5 часових кроків.

У результаті було побудовано неглибоку штучну нейронну мережу, яка містить 32 LSTM-блоки з гіперболічним тангесом у якості функції активації. Для обчислення помилки роботи мережі було використано функцію втрат Хьюбера, що є поєднанням середньоквадратичної та середньої абсолютної похибок.

Для оцінки якості прогнозування досліджуваних часових рядів було використано середню абсолютну відсоткову похибку (MAPE) на навчальній та тестовій вибірках. Для кількості вакансій MAPE на підмножині навчальних спостережень становила 11%, а на тестових – 5,6%. Для кількості резюме MAPE на навчальному та тестовому наборах дорівнювали 8,2% та 6,77% відповідно. Достатньо невисокі значення MAPE на обох вибірках свідчать про успішне навчання нейронної мережі без явних ознак пере- або недонавчання. Нижчі значення похибок на тестових вибірках, ніж на навчальних, свідчать про хорошу узагальнюючу здатність моделі.

У табл. 1 наведено результати прогнозування отриманою моделлю кількості вакансій та резюме у період з березня по червень 2025 року.

Таблиця 1

Результати прогнозування кількості вакансій та резюме з березня по червень 2025 р.

Дата	Кількість вакансій	Кількість резюме
березень 2025 р.	62607,895	103470,4
квітень 2025 р.	61516,273	100487,234
травень 2025 р.	60305,074	97775,8
червень 2025 р.	59596,625	96239,8

На рис. 3 представлено попередню динаміку зміни кількості вакансій та резюме протягом останніх 3-х років та отриманий завдяки використанню побудованою LSTM-мережею прогноз на період з березня по червень 2025 року.

Згідно з прогнозними оцінками (рис. 3) у першому півріччі 2025 року очікується відносна стабілізація попиту на робочу силу та поступове зниження її пропозиції. Незважаючи на скорочення дисбалансу між попитом та пропозицією, він залишатиметься значним, а, отже, і рівень безробіття.

Збереження тенденції стабільного попиту на робочу силу за умов скорочення її пропозиції у середньо- та довгостроковій перспективі може спричинити дефіцит кадрів у ключових секторах економіки, що матиме негативний вплив на процеси відновлення та соціально-економічний розвиток країни.

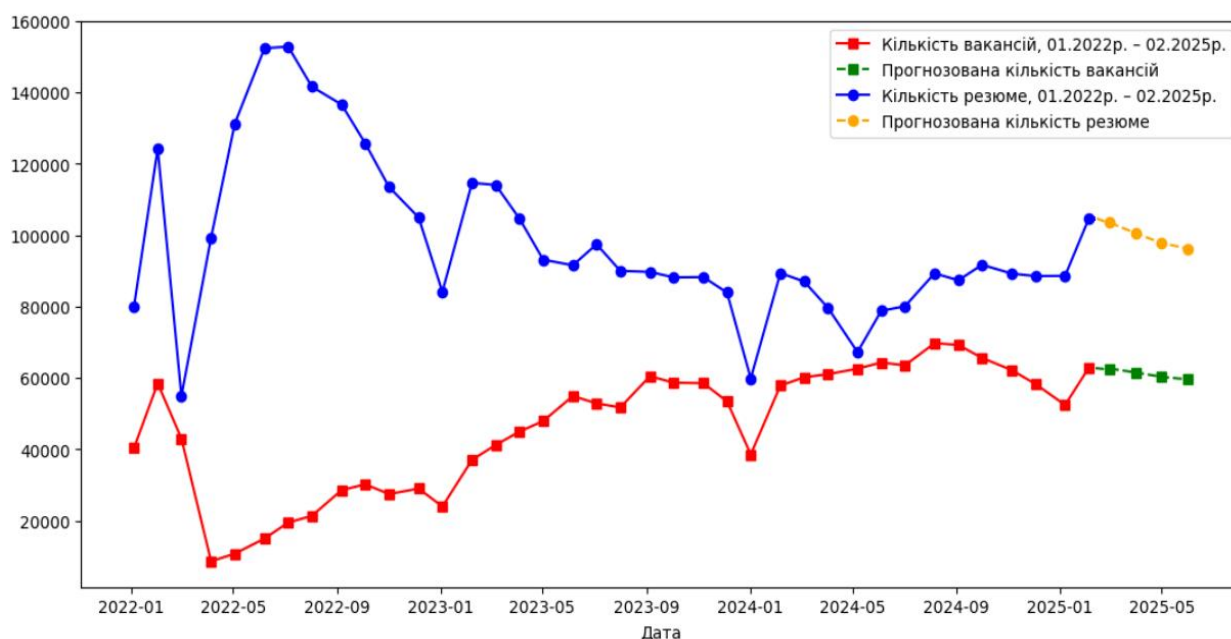


Рис. 3. Динаміка та прогноз кількості вакансій та резюме

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У ході дослідження було проаналізовано можливість використання LSTM-мереж для прогнозування динаміки попиту та пропозиції на ринку праці. Аналізовані часові ряди містять складні нелінійні залежності, що робить застосування традиційних методів прогнозування менш ефективним. Отримані значення оцінок якості роботи моделі були достатньо невисокими як на навчальному, так і на тестовому наборах, що свідчить про доцільність використання LSTM для прогнозування попиту та пропозиції на ринку праці, результати якого доцільно враховувати при формуванні державної політики регулювання ринку праці (зокрема у контексті забезпечення балансу між попитом і пропозицією робочої сили).

Література

1. Інфляційний звіт. Національний банк України. URL: <https://bank.gov.ua/ua/monetary/report>
2. Яценко Л. Основні характеристики ринку праці України у першому півріччі 2024 року. Національний інститут стратегічних досліджень. URL: <https://niss.gov.ua/doslidzhennya/sotsialna-polityka/osnovni-kharakterystyky-rynku-pratsi-ukrayiny-u-pershomu>
3. Трудові ресурси для повоєнного відновлення України: стан, проблеми, шляхи розв'язання. Аналітична доповідь. Київ: Центр Разумкова, 2024. 229 с. URL: <https://razumkov.org.ua/images/2024/10/16/2024-Pyshchulina-TRUDJVI-RESURS-UKR-SAIT.pdf>
4. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. *Neural computation*. 1997. Т. 9, № 8. С. 1735–1780. URL: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
5. Gers F. A., Schmidhuber J., Cummins F. Learning to forget: continual prediction with LSTM. *Neural computation*. 2000. Т. 12, № 10. С. 2451–2471. URL: <https://doi.org/10.1162/089976600300015015>
6. Статистика зарплат. Вакансії та резюме. Work.ua. URL: <https://www.work.ua/stat/count/>

References

1. Natsionalnyi bank Ukrainy, Inflatsiynnyi zvit, available at: <https://bank.gov.ua/ua/monetary/report>
2. Natsionalnyi instytut stratehichnykh doslidzhen, Yatsenko L. Osnovni kharakterystyky rynku pratsi Ukrainy u pershomu pivrichchi 2024 roku, available at: <https://niss.gov.ua/doslidzhennya/sotsialna-polityka/osnovni-kharakterystyky-rynku-pratsi-ukrayiny-u-pershomu>
3. Tsentr Razumkova (2024), Trudovi resursy dlia povoiennoho vidnovlennia Ukrainy: stan, problemy, shliakhy rozv'iazannia. Analitychna dopovid. Kyiv: Tsentr Razumkova. 229 p., available at: <https://razumkov.org.ua/images/2024/10/16/2024-Pyshchulina-TRUDJVI-RESURS-UKR-SAIT.pdf>
4. Hochreiter S., Schmidhuber J. (1997) Long Short-Term Memory. *Neural computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, available at: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
5. Gers F. A., Schmidhuber J., Cummins F. (2000) Learning to forget: continual prediction with LSTM. *Neural computation*, vol. 12, no. 10, pp. 2451–2471, available at: <https://doi.org/10.1162/089976600300015015>
6. Work.ua, Statystyka zarplat. Vakansii ta reziume, available at: <https://www.work.ua/stat/count/>