

Кластерне моделювання зайнятості трудоу ресурсів в умовах глобалізації

АНОТАЦІЯ. У статті досліджено сутність явища, стан та динаміку розвитку безробіття у структурі сучасної економіки, проаналізовано літературні джерела щодо прогнозування зайнятості трудових ресурсів. Запропоновано новий підхід до вирішення задачі аналізу та прогнозування розвитку ринку праці та показників зайнятості трудових ресурсів із використанням інструментарію самоорганізаційних карт Кохонена. Підґрунтям даного підходу є обмеженість рядів даних за окремими країнами для отримання значущих висновків чи прогнозів. Тож для підвищення точності моделювання доцільно розширити інформаційну базу відповідними даними по інших країнах. Але, враховуючи суттєві відмінності між різними країнами, виникає потреба у виокремленні груп країн, подібних між собою за станом і розвитком ринку праці. З цією метою якраз і стає у нагоді застосування кластеризаційних методів.

У ході дослідження було відібрано понад 40 первинних показників, що визначають рівень безробіття, зайнятості, стан ринку праці, демографічні та макроекономічні характеристики 203 країн світу за 12-річний період з 2010 по 2021 рр. В результаті проведеної фільтрації даних залишилось 173 країни, на основі яких проводиться подальший аналіз та кластеризація. При заповненні пропусків за цими країнами було взято середні значення за відповідним показником по групам країн з одним рівнем людського розвитку.

Також було аргументовано доцільність застосування при кластеризації показників, що мають відносну форму, для забезпечення можливості порівняння різних за масштабом країн. Відповідно, до остаточного переліку факторів був відібраний ряд відносних показників із первинного переліку, а на основі інших було сконструйовано низку нових відносних предикторів. Загалом 30 індикаторів використовувалися для побудови самоорганізаційної карти Кохонена, яка дозволила сегментувати країни за їхнім рівнем соціально-економічного розвитку та потенціалом трудових ресурсів. У результаті численних експериментів було виявлено, що найбільш ефективний розподіл, при якому показники країн зберігають найбільшу схожість у групах, спостерігається при розбитті країн світу на 12 кластерів. При такому розподілі Україна потрапляє у кластер з такими країнами: Греція, Польща, Словенія, Угорщина, Хорватія, Чехія та ін. Положення України на самоорганізаційній карті свідчить про високий рівень розвитку ринку праці. Причому у 2018 році Україна змінила своє положення в межах одного кластера, наблизившись до групи більш розвинених країн.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: безробіття, зайнятість, ринок праці, трудові ресурси, кластеризація.

¹ Іващенко Катерина Русланівна — студент кафедри математичного моделювання та статистики Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана (Київ, Україна). Сфера наукових інтересів: економіко-математичне моделювання, соціально-економічний розвиток, трудові ресурси, зайнятість населення. Електронна пошта: katernyia.ivashchenko1@kneu.ua

² Матвійчук Андрій Вікторович — доктор економічних наук, професор кафедри математичного моделювання та статистики Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана (Київ, Україна). Сфера наукових інтересів: моделювання складних систем, штучний інтелект, нейронні мережі, нечітка логіка. Електронна пошта: matviychuk@kneu.edu.ua ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8911-5677>

Вступ

Однією із ключових перешкод на шляху економічного розвитку країни є дисбаланс у функціонуванні ринку праці. Високий рівень безробіття є вагомим чинником соціально-економічної нестабільності. Зростання чисельності безробітних спричиняє ряд негативних наслідків, створюючи низку проблем: недовикористання економічного потенціалу суспільства, скорочення обсягу податкових надходжень, появу додаткових витрат на підтримку безробітних, а відтак погіршення рівня життя, підвищення ризику соціальної напруги. Актуальним завданням держави стає прогнозування та регулювання явища безробіття на макроекономічному рівні. Відповідно, існує нагальна потреба у подальшому розвитку теоретичних положень та практичних рішень щодо створення сучасного інструментарію прогнозування розвитку ринку праці в мінливих умовах сучасної глобальної економіки.

Безробіття, як соціально-економічне явище, сповільнює розвиток економіки та спричиняє структурні зрушення в усіх економічних сферах. Загалом безробіття є поширеною проблемою у більшості країн світу, у тому числі в Україні. Глобалізація та економічна ситуація, спричинена пандемією COVID-19, похитнули стабільність ринку праці. Рівень безробіття під час пандемії зріс до рекордних показників у всіх країнах світу. Щодо безпосередньо ситуації на українському ринку праці, то вона надскладна і критична: не встигнувши відновитись від наслідків COVID-19, в Україні з'явилися нові виклики — повномасштабна війна, яка внесла жорсткі «корективи» у соціально-економічне життя українського суспільства та зумовила нові виклики та завдання.

Існують різні варіанти трактування сутності безробіття. Згідно з Законом України «Про зайнятість населення»: «Безробіття — соціально-економічне явище, за якого частина осіб не має змоги реалізувати своє право на працю та отримання заробітної плати (винагороди) як джерела існування»³. Безробіття обумовлене дисбалансом пропозиції робочої сили над її попитом на ринку праці, унаслідок чого виникає категорія «безробітних», яка має бажання, але не має можливості реалізувати свій трудовий потенціал. «Безробітний — особа віком від 15 до 70 років, яка через відсутність роботи не має заробітку або інших передбачених законодавством доходів як джерела існування, готова та здатна приступити до роботи»⁴.

Безробіття є певною мірою неминучим явищем, адже ще жодній країні світу не вдалося повністю його ліквідувати, незважаючи на докладені

³ Verkhovna Rada. (2023). Pro zainiatist naselennia [On Employment of the Population] (Law of Ukraine 5067-VI). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/5067-17/page#Text> [in Ukrainian]

⁴ Ibid.

величезні зусилля, спрямовані на його подолання. Досліджуючи динаміку кількості зареєстрованих безробітних в Україні за період з 2019 по 2023 роки, зауважимо, що спостерігається поступове її зменшення. За даними Державного центру зайнятості України⁵ тенденцію до скорочення має як чисельність безробітних, так і кількість вакансій. Співвідношення даних показників представлено на рис. 1.

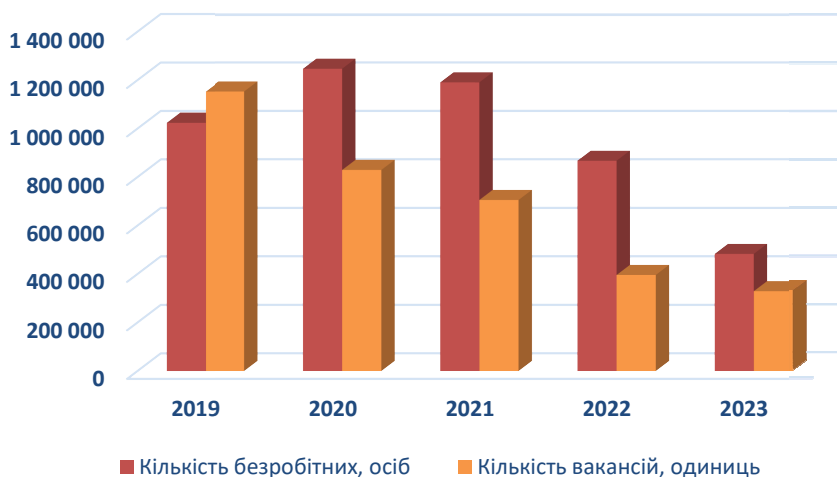


Рис. 1. Співвідношення кількості зареєстрованих безробітних та кількості вакансій в Україні протягом 2019–2023 рр.

Джерело: розроблено авторами на основі⁶

Проте ця тенденція має різні причини та впливи на ринок праці. Наприклад, зменшення чисельності офіційно зареєстрованих безробітних (варто зазначити, що кількість скоротилася до історичного мінімуму) пов'язане зі зміною методів обліку безробітних осіб та зі значним зростанням кількості вимушених переселенців за кордон порівняно з попереднім довоєнним періодом. Ще одна причина — для отримання офіційного статусу безробітного військовозобов'язаним особам необхідно надати військово-облікове посвідчення. Натомість головною причиною зменшення кількості вакансій є припинення діяльності багатьох підприємств, організацій та установ. Також «зменшення кількості вакансій може бути

⁵ State Employment Service of Ukraine. (2023). Analytical and statistical information [Data set]. <https://www.dcz.gov.ua/analitics/view>

⁶ State Employment Service of Ukraine. (2023). Analytical and statistical information [Data set]. <https://www.dcz.gov.ua/analitics/view>; State Statistics Service of Ukraine. (2023). Demographic and social statistics [Data set]. <http://www.ukrstat.gov.ua/>

пов'язане насамперед з тим, що зменшилась підконтрольна українській владі територія»⁷.

Аналізуючи динаміку рівня безробіття в Україні протягом 2000-2021 рр., можемо зробити такі висновки: безробіття залишалось відносно сталим до початку широкомасштабних бойових дій з деякими незначними коливаннями; найнижчий рівень безробіття — 6,9% спостерігався у 2007–2008 роках, а найвищий у 2000-му році — 12,4 %. Однак протягом останніх двох років відслідковується тенденція до зростання рівня безробіття населення, спричинена світовою економічною кризою, пандемією, а зараз ще й повномасштабною війною. «Через повномасштабну війну Україна [станом на кінець 2023 року] входить до десятки країн з найвищими показниками безробіття: [за 2022 рік] непрацевлаштованими були 21,1% населення країни — за даними Нацбанку, це максимум із 2010-го»⁸. За підсумками 2023 року, рівень безробіття, як очікується, знизиться до 19%⁹, що тим не менш є досить високим показником.

Отже, високий рівень безробіття є серйозною та актуальною проблемою в ринковій економіці, яка потребує негайного вирішення. Детальний аналіз цього питання допоможе створити дієві пропозиції, які можна використати для розробки та реалізації ефективних соціально-економічних стратегій, спрямованих на зниження рівня безробіття до соціально прийняттого рівня та підвищення зайнятості серед економічно активного населення.

Рівень безробіття почав викликати серйозне занепокоєння та привернув увагу науковців ще з 1970-х років, коли вперше з'явилися стагфляція, високе безробіття та постійні економічні потрясіння¹⁰. Питання, пов'язані з функціонуванням та розвитком ринку праці в Україні, зокрема проблеми зайнятості населення та безробіття, неодноразово ставали предметом ґрунтовних досліджень і аналізу провідних вітчизняних науковців. Результати їхніх наукових праць сприяли поглибленню розуміння процесів, що відбуваються на ринку праці України, та формуванню підґрунтя для розробки ефективних механізмів регулювання зайнятості й подолання безробіття в нашій країні. Здебільшого для оцінки безробіття у вітчизняних дослідженнях використовуються статистичні та економетричні методи.

⁷ Diachkina, A. (2022). Unemployment in Ukraine: why the number of officially unemployed people has changed and what will be the situation on the market after the war. *Slovo i Dilo* (Word and Business). <https://www.slovovidilo.ua/2022/06/04/stattja/suspilstvo/bezrobittya-ukrayini-chomu-kilkist-oficijno-bezrobitynx-zmenshylyasya-ta-yaka-bude-sytuacziya-rynku-praczi-pislya-vijny> [in Ukrainian]

⁸ Аналітичний портал «Слово і Діло» (2023). «Україна входить до десятки країн світу з найвищими показниками безробіття». <https://www.slovovidilo.ua/2023/10/12/infografika/svit/ukrayina-vxodyt-desyatky-krayin-svitu-najvyshhymy-pokaznykamy-bezrobittya>

⁹ НБУ (2023). «Інфляція і далі сповільнюватиметься, а економіка відновлюватиметься — Інфляційний звіт НБУ». <https://bank.gov.ua/ua/news/all/inflyatsiya-i-dali-spovilnyuvatimetsya-a-ekonomika-vidnovlyuvatimetsya--inflyatsiyniy-zvit-nbu>

¹⁰ Brunner, K., Cukierman, A., & Meltzer, A. H. (1980). Stagflation, persistent unemployment and the permanence of economic shocks. *Journal of Monetary Economics*, 6(4), 467-492. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(80\)90002-1](https://doi.org/10.1016/0304-3932(80)90002-1)

Так, у роботі Колота А., Герасименко О., Шевченко А., Рябоконт І.¹¹ представлено науково-прикладне обґрунтування сучасних тенденцій та перспективних траєкторій розвитку зайнятості в контексті цифрової економіки. Автори довели гіпотезу про те, що під впливом цифровізації масштаби та структура зайнятості населення будуть інтенсивно змінюватися. Також наведено результати дослідження впливу зайнятості у високотехнологічних галузях промисловості на динаміку ВВП та валової доданої вартості в економіці України через розрахунок еластичності у багатofакторних регресійних моделях. Представлено результати прогнозування відповідних показників із позначенням верхньої та нижньої довірчих меж у тренді однофакторної регресії, що дало змогу змодельовати оптимістичний, реалістичний та песимістичний сценарії розвитку досліджуваних макроекономічних показників.

У роботі Нікуліної М. та її колеґ¹² досліджено тенденції безробіття в Україні в довгостроковій та середньостроковій перспективах, враховуючи вплив пандемії COVID-19 та війни, фактори розвитку вітчизняного ринку праці у період 2002-2019 рр., а також перспективи післявоєнної відбудови країни та діджиталізації економіки. За допомогою методів кореляційно-регресійного аналізу ідентифіковано детермінанти довгострокового впливу на рівень безробіття в українській економіці у допандемічний період. Проаналізовано основні тренди, які матимуть вплив на вітчизняний ринок праці в майбутньому, зокрема технологічні трансформації, зміни в економічних і соціальних моделях, поширення глобалізації, екологічні зміни, а також відповідні напрями цифрових трансформацій.

Вагомий внесок у дослідження ринку праці також зробили Оліскевич М., Лук'яненко І., Баженова О., Токарчук В. Так, у роботі¹³ було проведено порівняльний аналіз циклічної поведінки ринків праці України та Польщі. Здійснено економетричний аналіз, розроблено авторегресійну модель перемикавання Маркова, яка виявляє різні режими поведінки рівня безробіття в часі, пов'язані з режимами рецесії та зростання. Автори стверджують, що протилежні риси українського та польського ринків праці зумовлюють значну трудову міграцію з України до Польщі. У роботі¹⁴ досліджено динаміку рівнів безробіття в низці країн Східної Європи, зокрема

¹¹ Kolot, A., Herasymenko, O., Shevchenko, A., & Ryabokon, I. (2022). Employment in the coordinates of digital economy: current trends and foresight trajectories. *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, 11, 78-123. <http://doi.org/10.33111/nfnte.2022.078>

¹² Nikulina, M., Sotnyk, I., Derykolenko, O., & Starodub, I. (2022). Unemployment in Ukraine's economy: COVID-19, war and digitalization. *Mechanism of an Economic Regulation*, 1-2(95-96), 25-32. <https://doi.org/10.32782/mer.2022.95-96.04>

¹³ Olskevych, M., & Tokarchuk, V. (2018). Dynamic modelling of nonlinearities in the behaviour of labour market indicators in Ukraine and Poland. *Economic Annals-XXI*, 169(1-2), 35-39. <https://doi.org/10.21003/ea.V169-07>

¹⁴ Lukianenko, I., Olskevych, M., & Bazhenova, O. (2020). Regime switching modeling of unemployment rate in Eastern Europe. *Ekonomický časopis*, 68(4), 380-408. <https://www.sav.sk/journals/uploads/0426175204%2020%20Olskevych%20a%20kol.%20%20+%20SR.pdf>

Болгарії, Естонії, Латвії, Литви, Польщі, Румунії, Словаччини, Угорщини, України протягом 2000-2017 років. Було застосовано схожий методологічний підхід: побудовано економетричні регресійні моделі з нелінійностями, модель перемикавання Маркова. Оцінено 2 режими поведінки безробіття, пов'язані з його високим та низьким рівнями. Спрогнозовано ймовірності переходів між режимами та середню очікувану тривалість перебування в кожному з них.

У роботі¹⁵ Козловський С. та ін. дослідили взаємозв'язок між трудовою міграцією та економічним зростанням ряду країн в умовах пандемії COVID-19 та російсько-української війни. Мета роботи¹⁶ полягає у розробці моделі системної динаміки для оцінки впливу трудових мігрантів на економічне зростання країни, що приймає мігрантів, під час пандемії COVID-19.

Разом з тим, в останні роки дослідники все більше зосереджуються на використанні моделей машинного та глибокого навчання при дослідженні явища безробіття. Так, у згаданій вище роботі Колота А. та ін.¹⁷ крім економетричних методів моделювання був застосований інструментарій нейронних мереж, а саме самоорганізаційних карт Кохонена, за допомогою яких було здійснено кластеризацію 8 досліджуваних галузей економіки. Це дозволило на основі набору характерних показників проаналізувати стан розвитку кожної галузі з погляду структури зайнятості та економічного розвитку.

У роботі¹⁸ Стасінакіс Х. та його колеги досліджували ефективність нейронних мереж на основі радіальних функцій (RBFNN) у прогнозуванні безробіття в США. Вони також перевірили ефективність фільтра Калмана та опорної векторної регресії як комбінованих методів прогнозування. Результати показують, що RBFNN статистично перевершує індивідуальні показники всіх досліджуваних моделей.

Давідеску А. та ін.¹⁹ використовували однофакторні та багатфакторні методи для прогнозування рівня безробіття в Румунії. Під час дослідження було розглянуто кілька моделей, включаючи модель сезонної авторегресійної інтегрованої ковзної середньої (SARIMA), SETAR, Хольта-Вінтерса, ETS та авторегресійну нейронну мережу (NNAR). За значеннями середньо-

¹⁵ Kozlovskiy, S., Bilenko, D., Kuzheliev, M., Lavrov, R., Kozlovskiy, V., Mazur, H., & Taranych, A. (2020). The system dynamic model of the labor migrant policy in economic growth affected by COVID-19. *Global journal of environmental science and management*, 6(SI), 95-106. <https://doi.org/10.22034/GJESM.2019.06.SI.09>

¹⁶ Ibid.

¹⁷ Kolot, A., Herasymenko, O., Shevchenko, A., & Ryabokon, I. (2022). Employment in the coordinates of digital economy: current trends and foresight trajectories. *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, 11, 78-123. <http://doi.org/10.33111/nfmte.2022.078>

¹⁸ Stasinakis, C., Sermpinis, G., Theofilatos, K., & Karathanasopoulos, A. (2016). Forecasting US Unemployment with Radial Basis Neural Networks, Kalman Filters and Support Vector Regressions. *Computational Economics*, 47(4), 569-587. <https://doi.org/10.1007/s10614-014-9479-y>

¹⁹ Davidescu, A., Apostu, S.-A., & Paul, A. (2021). Comparative Analysis of Different Univariate Forecasting Methods in Modelling and Predicting the Romanian Unemployment Rate for the Period 2021–2022. *Entropy*, 23(3), Article 325. <https://doi.org/10.3390/e23030325>

квадратичної помилки (RMSE) і середньої абсолютної помилки (MAE) модель NNAR показала найбільшу точність прогнозу.

Катріс Х.²⁰ провела порівняльний аналіз різних моделей для прогнозування рівнів безробіття у 22 країнах ряду географічних регіонів, таких як Середземномор'я, Балтія, Балкани та Бенілюкс. Було побудовано авторегресійну інтегровану модель ковзної середньої (FARIMA), FARIMA з узагальненою авторегресійною умовною гетероскедастичністю (FARIMA/GARCH), моделі штучної нейронної мережі (ANN), на основі методу опорних векторів (SVM) та сплайни багатовимірної адаптивної регресії (MARS). Результати показали, що не існує єдиної універсальної моделі, яка б підходила для всіх випадків, і вибір найбільш оптимального методу залежить як від інтервалу прогнозування, так і від регіону. Зокрема, моделі FARIMA виявилися найкращими для короткострокових прогнозів на один крок вперед, тоді як моделі нейронних мереж показали оптимальні результати для довгострокових прогнозів (на 12 кроків вперед). Для проміжних інтервалів прогнозування (3 кроки вперед) найбільш ефективною виявилася модель Хольта-Уінтерса.

Чакраборті Т. та ін.²¹ будували моделі для прогнозування безробіття в кількох країнах, включаючи Канаду, Німеччину, Японію, Нідерланди, Нову Зеландію, Швецію та Швейцарію. Для прогнозування було використано декілька моделей, у тому числі ARIMA, ANN, авторегресійна нейронна мережа (ARNN), SVM, ARIMA з методом опорних векторів (ARIMA-SVM), ARIMA зі штучною нейронною мережею (ARIMA-ANN) і ARIMA з авторегресійною нейронною мережею (ARIMA-ARNN) для місячних та квартальних даних сезонно скоригованих рівнів безробіття для згаданих країн. Спочатку підбирається до даних модель ARIMA, а далі модель ARNN навчається на залишках ARIMA. Потім результати прогнозу ARIMA та залишкові прогнози ARNN поєднуються для отримання остаточних прогнозних значень. Результати порівнюються з іншими моделями, а показники ефективності, такі як RMSE, MAE і MAPE, використовуються для оцінки точності прогнозів. Результати показують, що запропонована гібридна модель ARIMA-ARNN поєднує здатність моделей ARIMA виявляти сезонність із здатністю моделей ARNN фіксувати нелінійності в залишках ARIMA, що призводить до кращої точності прогнозу в порівнянні з іншими окремими та гібридними моделями.

Ахмад М. та ін.²² проводили дослідження з прогнозування рівня безробіття в європейських країнах: Бельгії, Іспанії, Італії, Німеччині, Туреччині та

²⁰ Katris, C. (2020). Prediction of Unemployment Rates with Time Series and Machine Learning Techniques. *Computational Economics*, 55, 673–706. <https://doi.org/10.1007/s10614-019-09908-9>

²¹ Chakraborty, T., Chakraborty, A.K., Biswas, M., Banerjee, S., & Bhattacharya, S. (2021). Unemployment Rate Forecasting: A Hybrid Approach. *Computational Economics*, 57, 183–201. <https://doi.org/10.1007/s10614-020-10040-2>

²² Ahmad, M., Khan, Y., Jiang, C., Kazmi, S., & Abbas, S. (2023). The Impact of COVID-19 on Unemployment Rate: An Intelligent Based Unemployment Rate Prediction in Selected Countries of Europe. *International Journal of Finance & Economics*, 28(1), 528–543. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2434>

Франції. Розглядалися класичні моделі, такі як ARIMA, і моделі машинного навчання, такі як ANN і SVM. Крім того, були запропоновані гібридні підходи, такі як ARIMA-ARNN, ARIMA-ANN і ARIMA-SVM. Дані були розділені на навчальні та тестові набори, а також було застосовано кілька гібридних моделей і підходів для прогнозування рівня безробіття в цих 6 країнах. Для вибору найкращих моделей ARIMA для кожної країни використовувався інформаційний критерій Akaike (AIC). Гібридні моделі поєднували лінійні прогнози ARIMA з нелінійними передбаченнями моделей нейронних мереж або SVM. Гібридна модель ARIMA-ARNN добре проявила себе при прогнозуванні рівня безробіття у Бельгії, Німеччині, Туреччині та Франції, тоді як гібридна модель ARIMA-SVM виявилася кращою для Іспанії та Італії. Ці результати вказують на те, що вибір найбільш ефективної моделі залежить від специфічних умов конкретної країни та характеристик даних про безробіття.

Ознайомлення із вищенаведеними напрацюваннями науковців додатково підтверджує актуальність і важливість досліджуваної проблеми. Однак, проведений аналіз існуючих методів прогнозування показників зайнятості виявив, що існує необхідність у створенні комплексу економіко-математичних моделей, які б враховували обмеженість статистичних даних, специфічність розвитку окремих країн і т.п. Для побудови прогнозних моделей можна використовувати різноманітні математичні методи та моделі, починаючи від традиційних економетричних і закінчуючи технологіями машинного навчання, штучного інтелекту. Проте вибір найбільш відповідного математичного інструментарію для поставленого завдання залежатиме від доступних статистичних даних для аналізу.

Отже, проведений вище аналіз сутності явища безробіття, стану та динаміки його розвитку в Україні, останніх наукових праць за цим напрямом, дозволили сформулювати мету даного дослідження, що полягає у підвищенні ефективності аналізу та управління трудовими ресурсами із застосуванням сучасного математичного інструментарію. Досягнення поставленої мети зумовило вирішення таких завдань: формування інформаційної бази для проведення дослідження; побудова моделей оцінювання показників зайнятості трудових ресурсів; проведення модельних експериментів з пошуку найбільш раціональної кластерної структури країн світу за показниками зайнятості; аналіз міграції досліджуваної країни (України) на кластерній моделі протягом досліджуваного періоду для визначення тенденцій розвитку ринку праці та формулювання висновків і рекомендацій для покращення позиції в напрямку до найбільш розвинених країн за показниками економічного розвитку та зайнятості населення.

Об'єктом дослідження є зайнятість трудових ресурсів країн світу, зокрема України. Предмет дослідження — моделювання показників зайнятості трудових ресурсів в умовах глобалізації. Для досягнення поставленої мети в роботі був використаний такий інструментарій: статистичні методи, нейронні мережі, самоорганізаційні карти Кохонена.

Методологічні засади моделювання зайнятості трудових ресурсів

Під час моделювання показників зайнятості трудових ресурсів для певної країни (у нашому дослідженні України) виникає ряд труднощів, зумовлених обмеженістю рядів даних для виявлення функціональних залежностей показників зайнятості від факторів впливу. Однак, для використання технологій машинного, особливо глибокого, навчання для прогнозування необхідний досить великий масив даних, що охоплює спостереження на тривалому проміжку часу.

Якщо досліджуватимемо набір даних, який включатиме річні показники зайнятості трудових ресурсів України, то загальна кількість спостережень буде замалою для виявлення значущих закономірностей. Тим більше якщо взяти до уваги постійні зміни в політичному та соціально-економічному житті нашої країни, що вносить суттєву неоднорідність в досліджувані процеси в різні часові проміжки. І це робить нерелевантним використання для моделювання зайнятості показників, скажімо, десятирічної давнини. У зв'язку з цим було прийнято рішення щодо збільшення кількості спостережень для побудови адекватної моделі оцінювання показників зайнятості.

Для підвищення точності моделювання доцільно враховувати не лише дані окремої країни, а й інформацію щодо низки інших держав — таким чином розшириться інформаційна база для проведення дослідження. Однак при цьому виникає проблема істотних розбіжностей у стані та закономірностях розвитку ринку праці в різних країнах світу. Наприклад, неможливо побудувати єдину адекватну прогнозну модель для показників зайнятості, базуючись на статистиці таких різних за соціально-економічним потенціалом країн, як, наприклад, Швеція, Зімбабве та Україна. Цілком зрозуміло, що ці держави мають суттєві відмінності у розвитку ринку праці, тому для кожної з них будуть різні прогнозні моделі з урахуванням специфічних чинників та тенденцій.

При розробці таких прогнозних моделей зайнятості слід враховувати неоднорідність розвитку ринків праці у різних країнах. Універсальні підходи можуть виявитися неефективними, тому доцільно групувати держави за певними критеріями та створювати окремі моделі для кожної групи країн, збагачуючи таким чином навчальну вибірку, щоб забезпечити більшу точність моделювання.

Отже, для побудови моделей оцінювання показників зайнятості трудових ресурсів необхідно сформувати гомогенні набори даних за групами країн. Наприклад, для моделювання рівня зайнятості в Україні потрібно сформувати базу даних, що включатиме інформацію про інші держави, стан і розвиток ринку праці яких є подібним до ситуації в Україні. З цієї метою доцільно провести кластеризацію країн на основі

досліджуваних показників за певний період часу. Ті, які в результаті сегментування потраплять в один кластер разом з Україною, будуть включені до навчальної вибірки для подальшого дослідження стану та моделювання динаміки ринку праці в Україні.

Зазначимо, що у сфері Data Mining на сьогодні існує велика кількість різноманітних алгоритмів кластеризації та їх модифікацій. Незважаючи на широкий вибір таких алгоритмів, в економіко-математичному моделюванні найчастіше практичне застосування мають ті алгоритми, які є простими у використанні та водночас забезпечують адекватні результати кластеризації. До таких алгоритмів кластерного аналізу належать:

1. Центроїдні алгоритми (k-середніх, нечітких c-середніх, зсуву середнього значення тощо) або медоїдні (k-медоїдів, субтрактивна кластеризація та інші)^{23, 24}. Метод k-медоїдів та субтрактивну кластеризацію доцільно використовувати за наявності шуму чи викидів у даних. K-середніх і нечіткі c-середні ефективні для швидкої обробки великих масивів даних. Субтрактивну кластеризацію та зсув середнього значення слід використовувати, коли невідома кількість кластерів.

2. Моделі суміші розподілів (ЕМ-алгоритм тощо)²⁵. Ці методи застосовують у випадках, коли кластери різних розмірів, а набір об'єктів можна описати сумішшю розподілів (наприклад, розподілів Гауса).

3. Щільнісні алгоритми (OPTICS, DBSCAN), які ефективні за наявності шуму, випадкових викидів, кластерів різної форми і розміру та невідомої кількості кластерів²⁶.

4. Дивізивні (DIANA) або агломеративні — центроїдного зв'язку, одиночного зв'язку, повного зв'язку, Варда, групового середнього²⁷. Їх застосовують для невеликих наборів даних, будуючи дендрограми на основі міжкластерних відстаней.

5. Коннекціоністські алгоритми, які використовують штучні нейронні мережі (SOM — самоорганізаційні карти Кохонена^{28, 29}, сімейство ART тощо) для формування кластерів.

²³ Brusco, M., Shireman, E., & Steinley, D. (2017). A comparison of latent class, K-means, and K-median methods for clustering dichotomous data. *Psychological Methods*, 22(3), 563–580. <https://doi.org/10.1037/met0000095>

²⁴ Aggarwal, C., & Reddy, C. (2014). *Data Clustering: Algorithms and Applications* (1st ed.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781315373515>

²⁵ Fu, Zh., & Wang, L. (2012). Color Image Segmentation Using Gaussian Mixture Model and EM Algorithm. *Multimedia and Signal Processing. Communications in Computer and Information Science*, 346, 61–66. https://doi.org/10.1007/978-3-642-35286-7_9

²⁶ Aggarwal, C., & Reddy, C. (2014). *Data Clustering: Algorithms and Applications* (1st ed.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781315373515>

²⁷ Ibid.

²⁸ Kohonen, T. (2012). *Self-Organizing and Associative Memory* (3rd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-88163-3>

²⁹ Kohonen, T. (2013). Essentials of the self-organizing map. *Neural Networks*, 37, 52–65. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2012.09.018>

6. Метаевристичні методи^{30, 31}, за яких для формування кластерів застосовують, наприклад, генетичний алгоритм.

З огляду на можливості різних методів кластеризації та специфіку поставленого завдання, для групування країн за показниками зайнятості трудових ресурсів було обрано інструментарій самоорганізаційних карт Кохонена. Цей метод не лише дозволяє формувати однорідні групи досліджуваних об'єктів, а й надає зручний інструмент для візуального аналізу результатів кластеризації. На відміну від інших алгоритмів, розташування об'єкта на карті Кохонена одразу дає аналітику наочне уявлення про те, наскільки досліджувана його властивість розвинена порівняно з іншими об'єктами. Адже найкращі та найгірші за аналізованим показником об'єкти розміщуються в протилежних кутах самоорганізаційної карти. Це полегшує інтерпретацію та візуалізацію результатів кластерного аналізу.

У самоорганізаційній карті Кохонена кожен нейрон з'єднаний із усіма компонентами n -вимірного вхідного вектора даних $x = (x_1, x_2, x_n)$ (рис. 2).

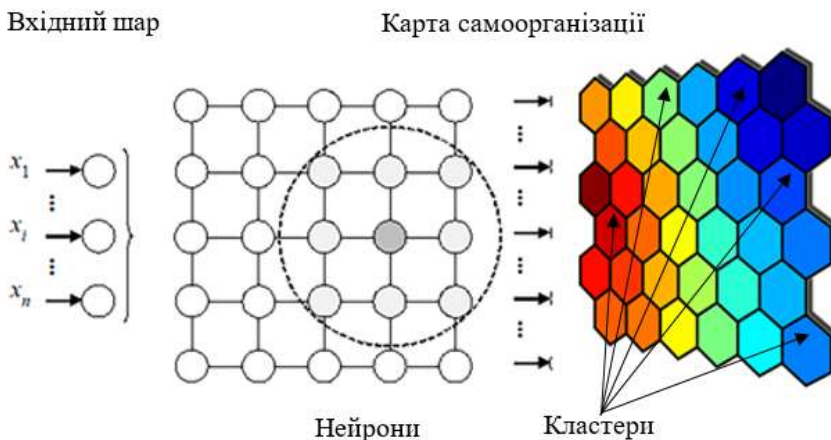


Рис. 2. Візуальне представлення кластерів на карті Кохонена

Джерело: ³².

Вхідний вектор містить опис кожного окремого об'єкта (у нашому випадку це характеристики, що визначають зайнятість трудових ресурсів у

³⁰ Radosavljević, J. (2018). Metaheuristic Optimization in Power Engineering. <https://doi.org/10.1049/pbpo131e>

³¹ Alba, E., Nakib, A., & Siarry, P. (2013). Metaheuristics for Dynamic Optimization. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-30665-5>

³² Matviychuk, A., Lukianenko, O., & Miroshnychenko, I. (2019). Neuro-fuzzy model of country's investment potential assessment. *Fuzzy economic review*, 24(2), 65-88. <https://doi.org/10.25102/fer.2019.02.04>

певній країні за деякий рік), який буде брати участь в кластеризації. Кожен j -й нейрон карти характеризується власним вектором вагових коефіцієнтів:

$$w_j = (w_{1j}, w_{2j}, w_{nj}),$$

де n — кількість параметрів кожного нейрона, що співпадає з числом ознак вхідних векторів.

У самоорганізаційних картах Кохонена застосовується процедура навчання без учителя на основі конкурентних процесів між нейронами. Коли на вхід подається вектор даних, відбувається «змагання» між нейронами. Перемагає той нейрон, вектор вагових коефіцієнтів якого більше за інших схожий на поданий вхідний вектор за деякою метрикою, як правило, за евклідовою відстанню. Цей нейрон називається нейроном-переможцем і має задовольняти умові:

$$c = \underset{j}{\operatorname{argmin}}\{\|x - w_j\|\}.$$

Після визначення нейрона-переможця для поданого вхідного вектора, вагові коефіцієнти як самого нейрона-переможця, так і всіх інших сусідніх нейронів підлягають корегуванню згідно з правилом навчання Кохонена:

$$w_j(t+1) = w_j(t) + v(t) \cdot h_{cj}(t) \cdot [x(t) - w_j(t)],$$

де $v(t)$ — коефіцієнт швидкості навчання, який зменшується з кожною епохою навчання t , $h()$ — функція топологічного сусідства до нейрона-переможця, яка визначається за Гаусовою функцією:

$$h_{cj}(t) = \exp\left[-\frac{\|r_c - r_j\|^2}{2 \cdot \sigma^2(t)}\right],$$

$\sigma(t)$ — ефективна ширина топологічного околу (спеціально підібрана функція часу, яка монотонно спадає в процесі навчання), r_c та r_j — координати геометричного розташування нейрона-переможця c та інших нейронів j на карті.

Результатом побудови карти Кохонена є візуальне представлення двовимірної решітки нейронів, які відображають організаційну структуру країн світу, утворюючи кластери, у яких країни за групою показників зайнятості схожі між собою (подібно до рис. 2).

Отже, на першому етапі моделювання показників зайнятості трудових ресурсів країни необхідно визначити відповідні джерела інформації, зібрати дані за країнами світу про зайнятість, демографічні показники, макроекономічні індикатори та інші фактори, які можуть впливати на рівень зайнятості трудових ресурсів. Після збору даних їх слід

структурувати, відфільтрувати, заповнити пропуски, сконструювати нові значущі предиктори, представити у зрозумілій формі зі збереженням інформативності.

На другому етапі моделювання проводиться кластеризація країн за обраним набором показників, застосовуючи штучну нейронну мережу, побудовану на основі принципу самоорганізаційних карт Кохонена. Результатом побудови самоорганізаційної карти є візуальне відображення кластерної структури у вигляді двовимірної гексагональної решітки нейронів (рис. 2) та множина груп країн з подібними між собою показниками, що визначають розвиток ринку праці та зайнятість трудових ресурсів. Наприкінці другого етапу визначається розташування на карті основної країни для оцінювання рівня зайнятості (України) та кластеру, до якого вона належить. Також проводиться аналіз міграції цієї країни по карті Кохонена протягом досліджуваного періоду, щоб визначити тенденції розвитку ринку праці та сформулювати висновки та рекомендації щодо підвищення тих чи інших показників для покращення позиції в напрямку до найбільш розвинених країн за показниками економічного розвитку та зайнятості населення.

Створення інформаційної бази для моделювання зайнятості трудових ресурсів

Обставини, спричинені повномасштабним вторгненням росії на територію України, призвели до кардинальних трансформацій у всіх аспектах українського суспільства, найбільше вплинувши на ринок трудових ресурсів. Причому, оцінка цих радикальних змін на ринку праці ускладнюється відсутністю статистичних даних, адже через збройну агресію росії проти України з лютого 2022 року органи державної статистики не проводять вибіркові обстеження населення (домогосподарств), унаслідок чого не мають можливості отримувати інформацію за їх результатами³³. Відповідно, дослідження стану та розвитку ринку праці на даних лише по Україні стає досить обмеженим, тому буде доцільно скористатися даними по різним країнам світу для збагачення навчальної вибірки, як це було обґрунтовано у розділі «Методології моделювання зайнятості трудових ресурсів».

Для адекватного виявлення закономірностей необхідно сформувати певний набір атрибутів, який описуватиме найважливіші аспекти, що мають вплив на показник зайнятості трудових ресурсів. Після проведен-

³³ Verkhovna Rada. (2023). *Pro zakhyst interesiv subiektiv podannia zvitnosti ta inshykh dokumentiv u period dii voiennoho stanu abo stanu viiny* [On the protection of the interests of the subjects of the presentation of information and other documents during the period of war] (Law of Ukraine 2115-IX). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2115-20#Text> [in Ukrainian]

ня кластеризації країн світу як результат отримаємо кластери, кожен з яких об'єднає країни, які матимуть більш-менш схожі значення досліджуваних показників, і, як наслідок, близький рівень зайнятості трудових ресурсів.

Під час збору даних було проведено аналіз загальнодоступних інформаційних джерел, які містять показники, що можуть потенційно впливати на зайнятість трудових ресурсів. Серед них — база даних «World Development Indicators», яка розміщена на сайті Світового банку³⁴. Даний датасет налічує близько 1500 показників для 217 країн світу, у тому числі стосовно рівня оплати праці, народжуваності, смертності; кількості робочої сили, безробіття та частки роботодавців у загальному та за статями; зайнятості загальної, в розрізі галузей, вразливої, за віковими категоріями; грамотності загальної, у віковому розрізі та за рівнями освіти; широкий перелік макроекономічних та демографічних показників тощо. Показники розраховуються щорічно, діапазон доступності — 1960-2023 рр. Проте в цій базі деякі показники можуть бути не розраховані для окремих країн (наприклад, з низьким рівнем розвитку), окрім цього за 2022-2023 рр. статистична інформація за країнами обмежена.

При виборі показників оцінювання рівня зайнятості трудових ресурсів також було проаналізовано провідне джерело статистики праці у світі ILOSTAT — інформаційну базу даних Міжнародної організації праці, що збирає статистику праці та метадані для понад 200 країн³⁵. Бази даних охоплюють статистику доходів і витрат домогосподарств, економічно активне населення, зайнятість, безробіття, детальні професійні групи та статус з переписів населення, порівняльні оцінки зайнятості та безробіття, зайнятість у державному секторі, відпрацьовані години, заробітну плату, продуктивність праці та витрати, трудові доходи та нерівність, соціальний захист, неформальну економіку, а також інформацію про молодь, жінок, трудових мігрантів і волонтерів. Проте, велика кількість індикаторів дублюють показники бази даних «World Development Indicators»³⁶ та, на додачу, у більшості показників відсутні значення для понад 100 країн. Додатково до загального переліку первинних показників оцінювання зайнятості трудових ресурсів можна було б додати, наприклад, «Законодавчу номінальну місячну мінімальну заробітну плату» та «Середню кількість відпрацьованих тижневих годин на одну зайняту особу». Проте ці два індикатори розраховані лише для 138 та 136 країн, відповідно, а якщо брати статистику за останні 10 років, то перелік кра-

³⁴ The World Bank. (2023). *World Development Indicators* [Data set]. <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>

³⁵ International Labour Organization. (2023). *Labour force participation rate* [Data set]. <https://ilostat.ilo.org/data/>

³⁶ The World Bank. (2023). *World Development Indicators* [Data set]. <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>

їм ще більше скоротиться. Тому краще не залучати до загального набору даних показники ILOSTAT, аби уникнути необхідності заповнення значної кількості пропущених значень, оскільки це може нести загрозу викривлення розрахунків, які здійснюються на основі статистичної інформації.

Ще один інформаційний ресурс — база даних ПРООН (UNDP). На платформі [30] розміщений широкий спектр даних, включаючи соціально-економічні показники, дані про навколишнє середовище, демографічну статистику тощо. Також розміщені набори даних, пов'язані з проектами розвитку. Окрім цього доступні інструменти для аналізу та візуалізації даних. Наразі інструменти платформи автоматично витягують понад 400 показників з більш ніж 60 надійних джерел (серед яких International Labour Organization, World Resources Institute, World Bank, World Economic Forum тощо).

У результаті здійсненого аналізу інформаційних джерел, баз даних різних міжнародних організацій було прийнято рішення для проведення кластеризації країн за показниками зайнятості взяти за основу статистику Світового банку, зокрема бази даних «World Development Indicators»³⁷. До первинного переліку показників обрано ті, які з точки зору автора мають найбільший вплив на показник зайнятості трудових ресурсів, а саме: «Оплата праці працівників (% від загальних витрат)», «Рівень народжуваності, загальний (на 1000 осіб)», «Рівень смертності, загальний (на 1000 осіб)», «Діти, які не відвідують школу (% від дітей шкільного віку)», «Частка роботодавців від загальної зайнятості (%)», «Зайнятість у сільському господарстві (% від загальної зайнятості)», «Зайнятість у промисловості (% від загальної зайнятості)», «Зайнятість у сфері послуг (% від загальної зайнятості)», «Співвідношення зайнятості до населення старше 15 років (%)», «Інфляція, дефлятор ВВП (річний %)», «Рівень участі в робочій силі (% від загальної кількості населення у віці 15-64 років)», «Робоча сила з вищою освітою (% від загального населення працездатного віку)», «Робоча сила з базовою освітою (% від загального населення працездатного віку)», «Приріст населення (річний %)», «Безробіття, жінки (% від жіночої робочої сили)», «Безробіття, чоловіки (% від чоловічої робочої сили)», «Загальне безробіття (% від загальної робочої сили)», «Вразлива зайнятість, загальна (% від загальної зайнятості)», «Наймані працівники, загальний (% від загальної зайнятості)», «Співвідношення рівня участі жінок і чоловіків у робочій силі (%)», «Чиста міграція населення», «Загальна кількість населення», «Кількість робочої сили, загалом», «Кількість робочої, жінки», «Загальний ВВП (поточні дол. США)», «Експорт товарів і послуг (поточні дол. США)», «Імпорт товарів і послуг (поточні дол. США)»,

³⁷ Ibid.

«Прямі іноземні інвестиції, чистий приплив (поточні дол. США)», «Прямі іноземні інвестиції, чистий відтік (поточні дол. США)», «Особи, які користуються Інтернетом», «Державні витрати на освіту (поточні дол. США)», «Населення віком 15-64», «Населення віком 65 років і старше», «Населення віком 0-14».

За цим переліком показників було сформовано базу даних для 203 країн світу за період 2010-2021 рр. При цьому зазначимо, що у випадку, коли в процесі дослідження виявиться, наприклад, що певні показники суттєво не впливатимуть на процес кластеризації, або привносять дисбаланси, вони будуть виключені з набору пояснюючих змінних моделі.

Обробка досліджуваного масиву даних

На першому етапі обробки досліджуваного набору даних застосовано фільтрування, відсортовано та розподілено дані за країнами світу. При візуальному огляді даних можна помітити, що наявні пропуски за рядом показників певних країн, таких як Гібралтар, Гренада, Гренландія, Джибуті, Еритрея, Кайманові острови, Кірібаті, Косово, Ліхтенштейн, Лівія, Маршаллові острови, Монако, Науру, Нова Каледонія, Нормандські острови, Острів Мен, Палау, Північні Маріанські острови, Сан-Марино, Сейшельські острови, Французька Полінезія тощо. Для них значна частина статистичної інформації взагалі відсутня. Відповідно ці країни не було взято до датасету. Зауважимо, що це не знижує адекватність моделювання, адже ринки робочої сили цих невеликих країн не схожі на Україну, тож практично напевно вони не потрапили б до одного з Україною кластеру за наявності вичерпних даних за ними. Після їх виключення загальна кількість досліджуваних країн становить 173, на основі яких проводиться подальший аналіз та кластеризація.

Наступним етапом обробки статистичної інформації є заповнення пропусків у даних для країн, відібраних до навчальної вибірки, адже, як вже згадувалося раніше, під час побудови самоорганізаційних карт Кохонена у вхідних даних не повинно бути пропусків.

Загальноприйнятим рішенням у даному випадку є заповнення пропущених елементів у наборі даних шляхом знаходження середнього значення за відповідним показником³⁸. Проте задля уникнення можливості викривлення, що цілком ймовірно призведе до неточностей у результатах моделювання, доречніше буде взяти середні значення за певним по-

³⁸ Lukianenko, D., Matviychuk, A., Lukianenko, L., & Dvornyk, I. (2023). University competitiveness in the knowledge economy: a Kohonen map approach. *CEUR Workshop Proceedings*, 3465, 236–250. <https://ceur-ws.org/Vol-3465/paper23.pdf>

казником не по всім країнам світу, а по деяким групам країн, які загалом матимуть схожий рівень людського розвитку (Human Development Index, HDI)³⁹, і, як наслідок, подібні соціально-економічні показники. Тож, взявши за основу принцип групування країн за 4 класами в залежності від рівня людського розвитку, було проранжовано всі 173 країни досліджуваного набору даних. Для кожної з утворених груп країн розраховано середні значення всіх показників. Якщо для якоїсь країни був пропуск за певним показником, цей пропуск замінювався на відповідне середнє значення.

Також важливим етапом підготовки набору даних для здійснення подальшої кластеризації є приведення всіх показників до потрібної форми. Справа у тому, що ряд показників у досліджуваному датасеті наведений у відсотковій формі (зайнятість за галузями, безробіття за статтями/загалом, частка робочої сили з вищою освітою, оплата праці працівників (% від загальних витрат) тощо). Але є і абсолютні показники, наприклад, кількість населення, кількість робочої сили, чиста міграція, ВВП, експорт та імпорт товарів та послуг, кількість населення за різними віковими категоріями. Коли дані представлені в абсолютній формі, деякі показники можуть мати більший вплив на кластеризацію просто через їх великі числові значення. Використання таких показників може спотворити результати і призвести до некоректної кластеризації. Відносні значення (такі як відношення витрат на освіту до ВВП) можуть бути більш інформативними, оскільки вони дозволяють порівнювати країни різного масштабу.

Тож підготовка нових предикторів у відносному форматі на основі абсолютних показників полегшить порівняння даних між різними країнами та дозволить скоротити кількість показників, які аналізуються (оскільки у набір первинних даних включено більше 30 індикаторів), зберігаючи при цьому сутність інформації. У табл. 1 наведений перелік нових додаткових предикторів у відносній формі, з якими проводитимуться експерименти з кластеризації.

Як можна бачити з табл. 1, всього було додано 11 нових предикторів у відносній формі. З первинного переліку показників відібрано 19, які також представлені у відносній формі та можуть бути використані для порівняння країн різного масштабу. Разом ці два набори показників утворюють єдиний масив інформації, який буде застосовано для кластеризації країн за групами, що характеризуються схожим станом та динамікою розвитку ринку праці.

³⁹ United Nations Development Programme. (2023). *Human Development Reports*. <http://hdr.undp.org/en/content/download-data>

Таблиця 1

**МНОЖИНА ДОДАТКОВИХ ПРЕДИКТОРІВ
У ВІДНОСНІЙ ФОРМІ**

Назва показника	Формула	Пояснення
Експорт товарів та послуг (% від ВВП)	$(\text{Експорт товарів та послуг} / \text{ВВП}) * 100$	Вказує на відносний обсяг експорту товарів та послуг у порівнянні з ВВП.
Імпорт товарів та послуг (% від ВВП)	$(\text{Імпорт товарів та послуг} / \text{ВВП}) * 100$	Вказує на відносний обсяг імпорту товарів та послуг у порівнянні з ВВП.
Прямі іноземні інвестиції, чистий приплив (% від ВВП)	$(\text{Прямі іноземні інвестиції, чистий приплив} / \text{ВВП}) * 100$	Вказує на відносний обсяг чистих прямих іноземних інвестицій, які надійшли до країни, у порівнянні з ВВП.
Прямі іноземні інвестиції, чистий відтік (% від ВВП)	$(\text{Прямі іноземні інвестиції, чистий відтік} / \text{ВВП}) * 100$	Вказує на відносний обсяг чистих прямих іноземних інвестицій, які виїхали з країни, у порівнянні з ВВП.
Особи, які користуються Інтернетом (% від населення)	$(\text{Особи, які користуються Інтернетом} / \text{Загальна кількість населення}) * 100$	Вказує на відсоток населення, яке користується Інтернетом.
Державні витрати на освіту (% від ВВП)	$(\text{Державні витрати на освіту} / \text{ВВП}) * 100$	Вказує на відносний обсяг державних витрат на освіту у порівнянні з ВВП.
Робоча сила, жінки (% від загальної робочої сили)	$(\text{Робоча сила, жінки} / \text{Загальна кількість робочої сили}) * 100$	Вказує на відсоток жінок у загальній робочій силі.
Чиста міграція (% від населення)	$(\text{Чиста міграція} / \text{Загальна кількість населення}) * 100$	Вказує на відносний обсяг чистої міграції у порівнянні з загальною кількістю населення.
Населення віком 15-64 (% від загального населення)	$(\text{Населення віком 15-64} / \text{Загальна кількість населення}) * 100$	Вказує на частку населення віком від 15 до 64 років у порівнянні з загальним населенням.
Населення віком 65 і старше (% від загального населення)	$(\text{Населення віком 65 і старше} / \text{Загальна кількість населення}) * 100$	Вказує на частку населення віком 65 років і старше у порівнянні з загальним населенням.
Населення віком 0-14 (% від загального населення)	$(\text{Населення віком 0-14} / \text{Загальна кількість населення}) * 100$	Вказує на частку населення віком від 0 до 14 років у порівнянні з загальним населенням.

Кластеризація країн світу за показниками зайнятості

Для проведення кластеризації використано аналітичну платформу Deductor Studio Academic. Ця платформа пропонує найширші функціональні можливості порівняно з аналогічними продуктами, коли йдеться про інтеграцію, візуалізацію та очищення даних, а також використання методів інтелектуального аналізу даних.

У результаті численних експериментів гексагональна сітка розміром 22×16 нейронів була визначена як оптимальна структура самоорганізаційної карти для проведення кластеризації країн світу за 30 відібраними показниками зайнятості, до яких була включена частина первинних показників, перелічених у розділі «Збір інформаційної бази для моделювання зайнятості трудових ресурсів», і всі відносні з табл. 1. Процес кластеризації передбачав 5000 епох навчання. Для визначення сусідства нейронів було обрано Гаусову функцію. У результаті було отримано розподіл країн світу між трьома кластерами, як можна бачити на рис. 3.

У результаті такого поділу Україна потрапила до кластеру країн з найкращими показниками оцінювання зайнятості трудових ресурсів. Хоча розподіл значень показників у цій групі є більш рівномірним, ніж у цілому за всіма країнами світу, все ж навряд чи можна стверджувати, що даний кластер є повністю однорідним. Це обумовило потребу в проведенні ряду експериментів, під час яких будувалися карти Кохонена із різними вхідними змінними та почергово видалялися найменш значущі індикатори. Але, незважаючи на виключення певних факторів, зміну параметрів у налаштуваннях, якість розподілу суттєво не покращувалась. Для більшості випадків у результаті кластеризації в одну групу з Україною цілком обґрунтовано потрапляли Болгарія, Боснія та Герцеговина, Греція, Польща, Румунія, Сербія, Угорщина, Хорватія, Чорногорія, проте часто сусідніми країнами у кластері були також Південна Корея, США, Фінляндія та Японія. Такі результати розбиття країн на кластери не можуть вважатися адекватними, тому було прийнято рішення провести нормалізацію показників досліджуваного набору даних та порівняти між собою результати кластеризації.

Емпіричні дослідження показали, що найбільш ефективний розподіл, при якому показники країн зберігають найбільшу схожість у групах, спостерігається при розбитті країн світу на 12 кластерів. Результат такого розподілу зображено на рис. 4.

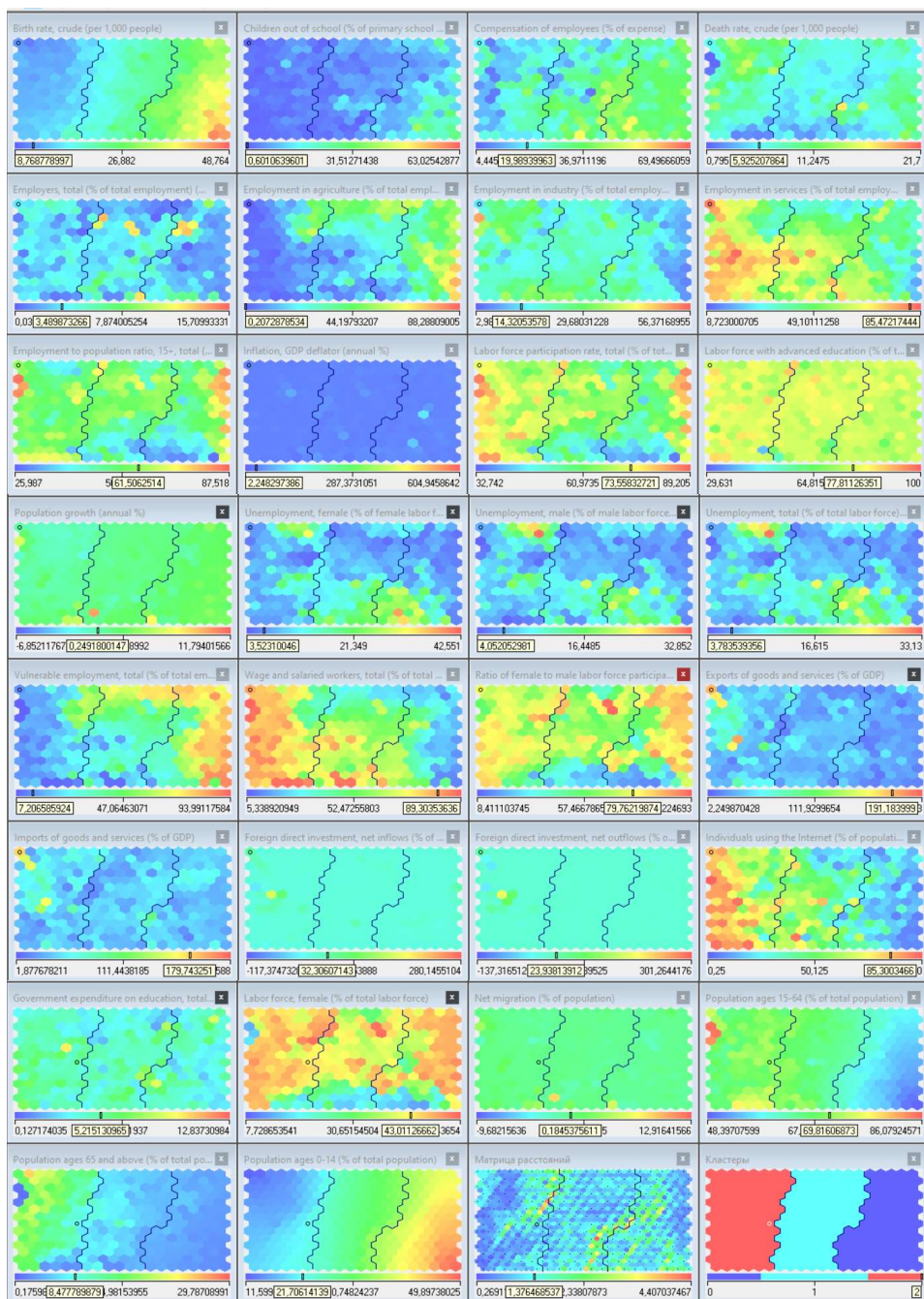


Рис. 3. Кластеризація країн світу за показниками зайнятості

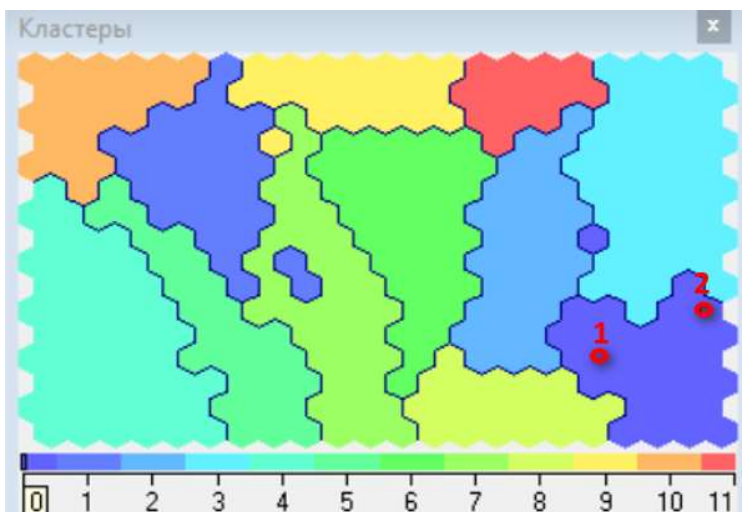


Рис. 4. Кластеризація країн світу за показниками оцінювання зайнятості

На рис. 4 червоним кольором позначено розташування України: під позначкою «1» показано місце України на карті Кохонена протягом 2010–2017 рр., «2» вказує на положення у період з 2018 до 2021 рр. Можна помітити, що Україна змістилася вище та праворуч, наближаючись до 3 кластера (номер кластера можна визначити за його кольором та лінійкою з позначенням номерів під картою). У табл. 2 наведено вміст кожного кластера за країнами та роками.

Як видно з рис. 4 та табл. 2, у результаті кластеризації Україна потрапила до 0-го кластера. Значення індикаторів у кожній з 12 груп характеризуються більшим рівнем гомогенності, ніж при поділі країн на 3 кластери (чи інших випробуваних варіантах кластеризації). На рис. 5 можна побачити теплові карти для кожного з пояснюючих показників (із базового набору з 30 було відібрано 17 найбільш значущих факторів).

Таблиця 2

РОЗПОДІЛЕННЯ КРАЇН СВІТУ ЗА КЛАСТЕРАМИ

Кластер	Країни
0	білорусь (2010-2015), Болгарія, Боснія та Герцеговина, Греція (2010-2021), Естонія (2010-2011), Іспанія (2010-2016), Італія, Куба (2010-2021), Латвія (2010-2012), Литва (2010-2013), Маврикій (2020-2021), Північна Македонія (2010-2021), Польща (2010-2017), Португалія (2010-2016), росія (2010), Румунія, Сербія (2010-2021), Словаччина, Словенія (2010-2016), Угорщина, Україна (2010-2021), Хорватія (2010-2017; 2020-2021), Чехія (2010-2014), Чорногорія (2015-2021).

Закінчення табл. 2

Кластер	Країни
1	Беліз (2010-2014), Ботсвана, Габон, Гватемала (2010-2021) Гондурас (2010-2014), Есватіні (2010-2021), Єгипет (2010-2018), Йорданія (2010-2020), Киргизстан (2017-2021), Лесото (2010-2021), Намібія, Самоа, Таджикистан, Тонга (2010-2021).
2	Багамські Острови (2012-2021), Барбадос (2010-2021), Бразилія, Бруней (2016-2021), Ірландія, Ісландія, Ямайка (2010-2021), Кіпр (2010-2016), Колумбія (2010-2021), Коста-Рика (2014-2021), Маврикій (2010-2019), Нова Зеландія, Сент-Люсія, Тринідад і Тобаго, Уругвай, Чилі (2010-2021), Чорногорія (2010-2014).
3	Австралія, Австрія, Бельгія (2010-2021), білорусь (2016-2021), Великобританія, Данія (2010-2021), Естонія (2012-2021), Кіпр (2017-2021), Канада (2010-2021), Латвія (2013-2021), Литва (2014-2021), Люксембург, Мальта, Нідерланди, Німеччина, Норвегія (2010-2021), Польща (2018-2021), Португалія (2017-2021), Республіка Корея (2010-2021), росія (2011-2021), Сінгапур (2010-2021), Словаччина, Словенія (2017-2021), США, Фінляндія, Франція (2010-2021), Хорватія (2018-2019), Чехія (2015-2021), Швейцарія, Швеція, Японія (2010-2021).
4	Ангола, Бенін, Буркіна-Фасо, Бурунді (2010-2021), Вануату (2010-2016), Гамбія, Гвінея, Гвінея-Бісау, ДР Конго, Ефіопія, Замбія, Зімбабве, Камерун (2010-2021), Кенія (2010-2016), Конго, Ліберія, Мадагаскар, Малаві, Малі, Мозамбік, Нігер, Нігерія, Південний Судан (2010-2021), Руанда (2010-2015), Соломонові Острови (2010-2018), Сьєрра-Леоне (2010-2021), Танзанія (2010-2021), Того (2010-2019), Тимор-Лешті (2010-2015), Уганда, Чад (2010-2021).
5	Вануату (2017-2021), Гаїті, Гана, Екваторіальна Гвінея (2010-2021), Кенія (2017-2021), Лаос, Непал, Папуа-Нова Гвінея (2010-2021), Руанда (2016-2021), Соломонові Острови (2019-2021), Того (2020-2021), Тимор-Лешті (2016-2021).
6	Аргентина (2010-2021), Багамські Острови (2010-2011), Беліз (2018-2021), Бразилія, Бруней (2010-2015), Гайана (2019-2021), Домініканська Республіка (2010-2021), Еквадор (2016-2021), Ізраїль (2010-2021), Індонезія (2017-2021), Кабо-Верде (2016-2021), Казахстан (2010-2021), Колумбія (2010-2019), Коста-Рика (2010-2013), Малайзія, Мексика, Панама (2010-2021), Парагвай (2019-2021), Перу (2020-2021), ПАР (2010-2021), Сальвадор (2015-2021), Суринам (2010-2021), Фіджі (2017-2021), Ямайка (2010-2016).
7	Бангладеш (2010-2021), Беліз (2015-2017), Болівія (2010-2021), Бутан (2010-2015), Гайана (2010-2018), Гондурас (2015-2021), Еквадор (2010-2015), Індія (2010-2021), Індонезія (2010-2016), Кабо-Верде (2010-2015), Камбоджа (2010-2021), Киргизстан (2010-2016), М'янма (2010-2017), Монголія, Нікарагуа (2010-2021), Парагвай (2010-2018), Перу (2010-2019), Сальвадор (2010-2014), Туркменістан, Узбекистан (2010-2021), Фіджі (2010-2016), Філіппіни (2010-2021).
8	Азербайджан, Албанія (2010-2021), Бутан (2016-2021), В'єтнам, Вірменія, Грузія, Китай, Молдова (2010-2021), М'янма (2018-2021), Таїланд (2010-2021).
9	Алжир (2010-2021), Єгипет (2019-2021), Іран (2010-2021), Йорданія (2021), Ліван (2010-2021), Мальдіви (2010-2016), Марокко (2010-2021), Саудівська Аравія (2010-2020), Сирія (2020-2021), Туніс, Туреччина, Шрі-Ланка (2010-2021).
10	Афганістан, Газа, Ємен, Ірак, Коморські Острови, Мавританія, Пакистан, Сан-Томе і Принсіпі, Сенегал (2010-2021), Сирія (2010-2019), Сомалі, Судан (2010-2021).
11	Бахрейн, Катар, Кувейт (2010-2021), Мальдіви (2017-2021), ОАЕ, Оман (2010-2021), Саудівська Аравія (2021).

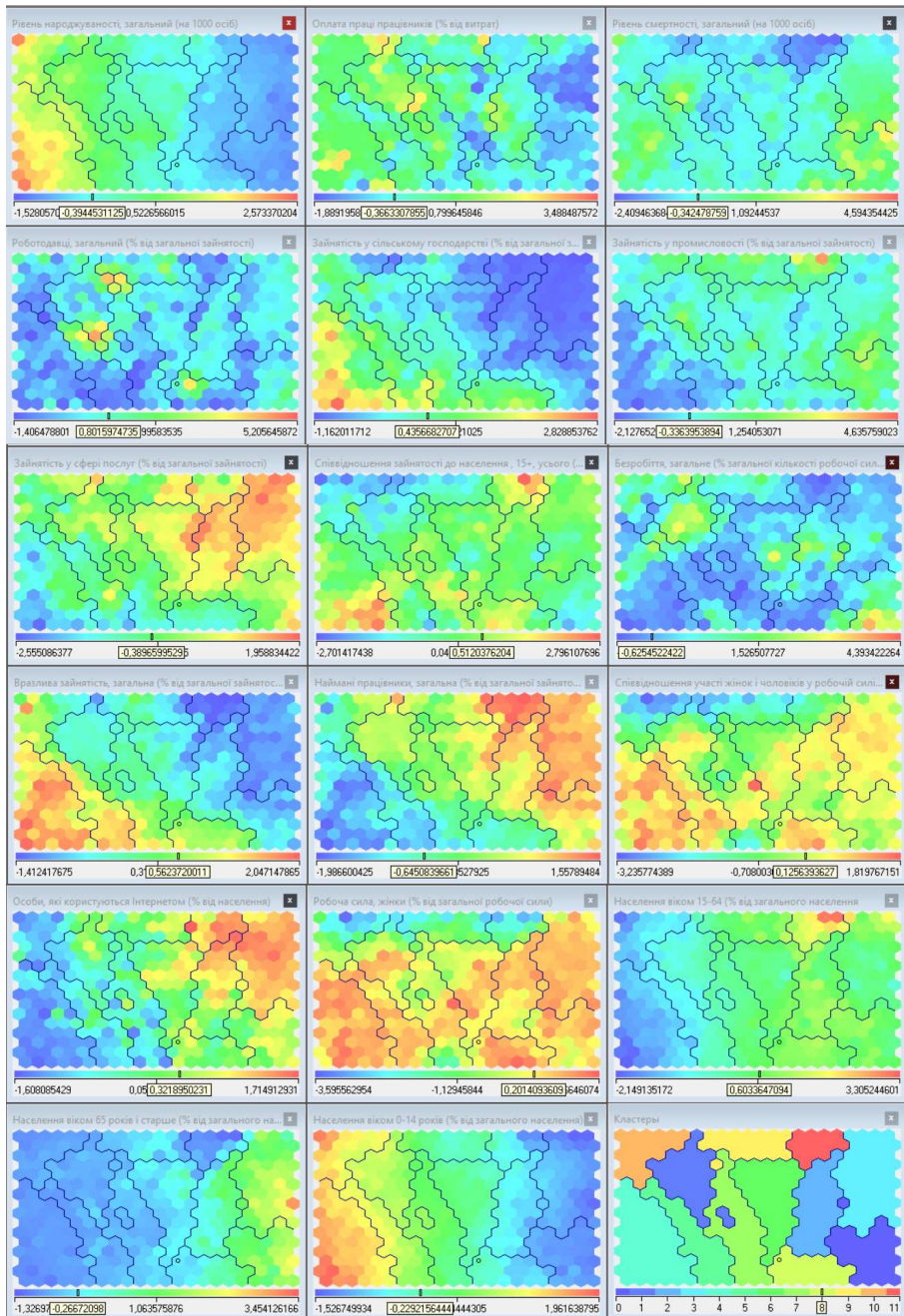


Рис. 5. Топологічні площини карти Кохонена за показниками оцінювання зайнятості трудових ресурсів

Особливу увагу приділимо нульовому кластеру, оскільки нас найбільше цікавить група країн, у яку потрапила Україна. Тож охарактеризуємо її більш детально, решті надамо стислу характеристику.

До 0 кластера увійшли країни, які характеризуються невисоким рівнем народжуваності, низькими витратами на оплату праці відносно загальних державних витрат, середнім рівнем смертності; рівень частки роботодавців від загальної зайнятості нижче середнього у порівнянні з іншими країнами, більша частина трудових ресурсів залучена у сферу послуг, відсоток зайнятості у сільському господарстві на невисокому рівні, рівень зайнятості у промисловості — середній, співвідношення зайнятості до населення віком 15+ та безробіття також на середньому рівні, вразлива зайнятість на низькому рівні; частка найманих працівників, відсоток населення, які користуються Інтернетом, вище середнього; висока частка жінок від загальної робочої сили; для країн даного кластера також притаманні: середні або вище середнього значення часток населення віком 15-64, 65+ років та мала частка населення віком 0-14 років.

Основними характеристиками країн 1 кластера є велика частка жінок від загальної робочої сили, мала частка населення 65+ років; решта всіх показників даного кластера мають середні або трохи нижче середнього значення.

До кластера 2 увійшли країни, що мають малу частку роботодавців; низький рівень народжуваності, зайнятості у сільському господарстві; основна частка населення задіяна у сфері послуг; рівень безробіття, вразлива зайнятість нижче середнього; частка найманих працівників вище середнього; велика частка жінок від загальної робочої сили; низький відсоток населення віком 0-14 років.

Кластер 3 включає країни, які характеризуються низькими значеннями таких показників: рівень народжуваності, оплата праці (% від загальних витрат), частка роботодавців від загальної зайнятості, зайнятість у сільському господарстві, рівень безробіття, вразлива зайнятість, частка населення віком 0-14 років; високі показники: зайнятість у сфері послуг, частка найманих працівників, осіб, які користуються Інтернетом, жінок у загальній робочій силі, населення віком 65+ років.

Для країн 4 кластера притаманні високі значення таких показників: рівень народжуваності, зайнятість у сільському господарстві, вразлива зайнятість, частка жінок у робочій силі, населення віком 0-14 років; низькі показники: частка роботодавців, зайнятість у промисловості, сфері послуг, частка найманих працівників, осіб, які користуються Інтернетом, населення віком 15-64 та 65+ років.

До кластера 5 увійшли країни, які характеризуються низькими значеннями показників: зайнятості у промисловості, сфері послуг, найманих працівників, осіб, які користуються Інтернетом, населення віком 15-64 та 65+ років; високі або вищі за середній рівень значення притаманні

індикаторам: рівень народжуваності, вразлива зайнятість, частка жінок у робочій силі, населення віком 0-14 років.

Кластер 6 включає країни, які мають низький рівень зайнятості у сільському господарстві, нижче середнього рівень зайнятості у промисловості, оскільки основна частка трудових ресурсів працює у сфері послуг; нижче за середній рівень показник вразливої зайнятості та відсоток населення 0-14 років; вище за середній рівень частки зайнятості у сфері послуг, найманих працівників, осіб, які користуються Інтернетом.

Для 7 кластера характерні низький рівень безробіття, мала частка населення віком 65+, невеликий відсоток роботодавців від загальної зайнятості; решта показників мають середні значення.

До 8 кластера увійшли країни, основними характеристиками яких є низький рівень народжуваності, безробіття, зайнятості у промисловості, населення віком 0-14 років; висока частка жінок від загальної робочої сили; інші досліджувані показники загалом мають середні значення.

Кластер 9 містить країни, які характеризуються низькими значеннями таких показників: рівень смертності, зайнятість у сільському господарстві, частка населення віком 65+; інші індикатори здебільшого мають середні значення.

Основними характеристиками 10 кластеру є вище середнього значення показників: рівня народжуваності, оплати праці (% від загальних витрат), зайнятості у сфері послуг, вразливої зайнятості, населення віком 0-14 років; середній рівень безробіття; низький відсоток користувачів Інтернету, населення віком 15-64, 65+ років.

11 кластер включає країни, які мають низький рівень народжуваності, смертності, безробіття, вразливої зайнятості, малу частку роботодавців від загальної зайнятості, жінок від загальної робочої сили, населення віком 0-14, 65 років і старше; низький рівень зайнятості у сільському господарстві, натомість значення вище середнього для показників зайнятості у сфері послуг та промисловості, а також високе значення частки найманих працівників, осіб, що користуються Інтернетом, населення віком 15-64 роки.

Отже, проведена кластеризація за показниками зайнятості дозволила виявити характерні групи країн із подібними соціально-економічними та демографічними характеристиками ринків праці. Отримані результати наочно демонструють значні відмінності у структурі та особливостях використання трудових ресурсів.

Проведений кластерний аналіз свідчить, що в Україні протягом досліджуваного періоду 2010-2021 рр. ринок праці не зазнавав суттєвих змін, адже країна весь цей час знаходилась в одному кластері. Причому розташування України у правій стороні карти Кохонена, де згруповані найбільш розвинені країни, свідчить про високий рівень розвитку ринку праці. Це додатково підтверджує групування найбільш проблемних з точки

зору зайнятості та трудових ресурсів країн у протилежному — 10 кластері, що вказує на найбільші відмінності між країнами у цих кластерах. Також доцільно відзначити, що у 2018 році Україна змінила своє положення в межах одного кластера, наблизившись до групи більш розвинених країн, таких як: Норвегія, Швейцарія, Німеччина, Швеція, Нідерланди, Данія, Фінляндія, Великобританія, Канада, США, Франція тощо.

Висновки

У даному дослідженні був проведений аналіз сутності явища безробіття, стану та динаміки його розвитку в Україні, а також останні наукові праці за цим напрямом, що дозволило сформулювати мету дослідження, яка полягає у підвищенні ефективності аналізу та управління трудовими ресурсами із застосуванням сучасного математичного інструментарію.

Першим етапом в досягненні поставленої мети стало формування інформаційної бази для проведення дослідження. Для цього було проаналізовано ряд баз даних як українських відомств, зокрема Державного центру зайнятості України та Державної служби статистики України, так і низки міжнародних організацій — Світового банку, Міжнародної організації праці, ПРООН, включно з даними Інституту світових ресурсів, Світового економічного форуму тощо. Було показано, що для моделювання зайнятості трудових ресурсів по окремій країні на основі даних попередніх років за цією країною кількість спостережень є надто малою для виявлення значущих закономірностей. Особливо це стосується України, враховуючи постійні зміни в політичному та соціально-економічному житті, що вносить суттєву неоднорідність в досліджувані процеси в різні часові проміжки.

Для підвищення точності моделювання зайнятості було вирішено враховувати не лише дані окремої країни, а й інформацію щодо низки інших держав. Однак при цьому виникає проблема істотних розбіжностей у стані та закономірностях розвитку ринку праці в різних країнах світу. Тому для моделювання показників зайнятості трудових ресурсів було вирішено сформувати гомогенні набори даних за групами країн. Наприклад, для моделювання рівня зайнятості в Україні потрібно зібрати базу даних, що включатиме інформацію про інші держави, стан і розвиток ринку праці яких є подібним до ситуації в Україні. З цією метою доцільно провести кластеризацію країн на основі досліджуваних показників за певний період часу. Ті, які в результаті сегментування потраплять в один кластер разом з Україною, будуть включені до навчальної вибірки для подальшого дослідження стану та моделювання динаміки ринку праці в Україні.

У ході дослідження було відібрано понад 40 первинних показників з бази даних World Development Indicators Світового банку, що визначають рівень безробіття, зайнятості, стан ринку праці, демографічні та макроекономічні характеристики 203 країн світу. В процесі обробки пропусків ряд невеликих країн, таких як Науру, Нова Каледонія, Нормандські острови, Острів Мен тощо, було вилучено із загальної бази даних через значну кількість незаповнених полів за великою кількістю показників. Аргументовано, що це не вплине на адекватність дослідження, адже ринки робочої сили цих країн не схожі на Україну, та, відповідно, навряд чи потрапили б до одного з Україною кластеру навіть за наявності вичерпних даних за ними. Заповнення пропусків за країнами, які залишились у вибірці, здійснювалось середніми значеннями за відповідним показником по групам країн з одним рівнем людського розвитку.

Також було аргументована доцільність застосування при кластеризації показників, що мають відносну форму, для забезпечення можливості порівняння різних за масштабом країн. Відповідно, до остаточного переліку факторів був відібраний ряд відносних показників із первинного переліку, а на основі інших було сконструйовано низку нових відносних предикторів. В результаті для проведення подальшого аналізу та кластеризації була сформована база даних із 30 індикаторів по 173 країнах світу за 12-річний період з 2010 по 2021 рр.

Наступним етапом дослідження була кластеризація країн за рівнем соціально-економічного розвитку та потенціалом трудових ресурсів. З цією метою був проведений аналіз широкого спектру методів кластеризації та обрано інструментарій самоорганізаційних карт Кохонена, який дозволяє не лише формувати однорідні групи досліджуваних об'єктів, а й надає зручний інструмент для візуального аналізу результатів кластеризації. На відміну від інших алгоритмів, розташування об'єкта на карті Кохонена одразу дає аналітику наочне уявлення про те, наскільки досліджувана його властивість розвинена порівняно з іншими об'єктами.

У результаті численних експериментів було виявлено, що найбільш ефективний розподіл, при якому показники країн зберігають найбільшу схожість у групах, спостерігається при розбитті країн світу на 12 кластерів. При такому розподілі Україна потрапляє у кластер з такими країнами: Греція, Польща, Словенія, Угорщина, Хорватія, Чехія та ін., які характеризуються здебільшого невисоким рівнем народжуваності, низькими витратами на оплату праці відносно загальних державних витрат, середнім рівнем смертності; рівень частки роботодавців від загальної зайнятості нижче середнього у порівнянні з іншими країнами, більша частина трудових ресурсів залучена у сферу послуг, відсоток зайнятості у сільському господарстві на невисокому рівні, рівень зайнятості у промисловості — середній, співвідношення зайнятості до населення віком 15+ та безробіття також на середньому рівні, вразлива зайнятість на низько-

му рівні; частка найманих працівників, відсоток населення, які користуються Інтернетом, вище середнього; висока частка жінок від загальної робочої сили; для країн даного кластеру також притаманні: середні або вище середнього значення часток населення віком 15-64, 65+ років та мала частка населення віком 0-14 років.

Можна зробити висновок, що розташування України на самоорганізаційній карті свідчить про високий рівень розвитку ринку праці. Причому у 2018 році Україна змінила своє положення в межах одного кластера, наблизившись до групи більш розвинених країн.

Перспективним розвитком даного дослідження буде побудова математичної моделі прогнозування зайнятості та безробіття для України на країнах одного з Україною кластеру (нульового) та дослідження показників зайнятості трудових ресурсів в Україні в умовах війни (коли буде оприлюднена відповідна статистика).

Список літератури

1. Aggarwal, C., & Reddy, C. (2014). *Data Clustering: Algorithms and Applications* (1st ed.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781315373515>
2. Ahmad, M., Khan, Y., Jiang, C., Kazmi, S., & Abbas, S. (2023). The Impact of COVID-19 on Unemployment Rate: An Intelligent Based Unemployment Rate Prediction in Selected Countries of Europe. *International Journal of Finance & Economics*, 28(1), 528-543. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2434>
3. Alba, E., Nakib, A., & Siarry, P. (2013). *Metaheuristics for Dynamic Optimization*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-30665-5>
4. Brunner, K., Cukierman, A., & Meltzer, A. H. (1980). Stagflation, persistent unemployment and the permanence of economic shocks. *Journal of Monetary Economics*, 6(4), 467-492. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(80\)90002-1](https://doi.org/10.1016/0304-3932(80)90002-1)
5. Brusco, M., Shireman, E., & Steinley, D. (2017). A comparison of latent class, K-means, and K-median methods for clustering dichotomous data. *Psychological Methods*, 22(3), 563-580. <https://doi.org/10.1037/met0000095>
6. Chakraborty, T., Chakraborty, A.K., Biswas, M., Banerjee, S., & Bhattacharya, S. (2021). Unemployment Rate Forecasting: A Hybrid Approach. *Computational Economics*, 57, 183-201. <https://doi.org/10.1007/s10614-020-10040-2>
7. Davidescu, A., Apostu, S.-A., & Paul, A. (2021). Comparative Analysis of Different Univariate Forecasting Methods in Modelling and Predicting the Romanian Unemployment Rate for the Period 2021-2022. *Entropy*, 23(3), Article 325. <https://doi.org/10.3390/e23030325>
8. Diachkina, A. (2022). Unemployment in Ukraine: why the number of officially unemployed people has changed and what will be the situation on the

market after the war. *Slovo i Dilo (Word and Business)*. <https://www.slovoidilo.ua/2022/06/04/stattja/suspilstvo/bezrobittya-ukrayini-chomu-kilkist-oficijno-bezrobitnyx-zmenshylasya-ta-yaka-bude-sytuacziya-rynku-praczi-pislya-vijny>

9. Du, K.-L., & Swamy, M. (2013). *Neural Networks and Statistical Learning*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-5571-3>

10. Fu, Zh., & Wang, L. (2012). Color Image Segmentation Using Gaussian Mixture Model and EM Algorithm. *Multimedia and Signal Processing. Communications in Computer and Information Science*, 346, 61-66. https://doi.org/10.1007/978-3-642-35286-7_9

11. International Labour Organization. (2023). *Labour force participation rate* [Data set]. <https://ilostat.ilo.org/data/>

12. Katris, C. (2020). Prediction of Unemployment Rates with Time Series and Machine Learning Techniques. *Computational Economics*, 55, 673-706. <https://doi.org/10.1007/s10614-019-09908-9>

13. Kohonen, T. (2012). *Self-Organizing and Associative Memory* (3rd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-88163-3>

14. Kohonen, T. (2013). Essentials of the self-organizing map. *Neural Networks*, 37, 52-65. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2012.09.018>

15. Kolot, A., Herasymenko, O., Shevchenko, A., & Ryabokon, I. (2022). Employment in the coordinates of digital economy: current trends and foresight trajectories. *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, 11, 78-123. <http://doi.org/10.33111/nfmte.2022.078>

16. Kozlovskyi, S., Bilenko, D., Kuzheliev, M., Lavrov, R., Kozlovskyi, V., Mazur, H., & Taranych, A. (2020). The system dynamic model of the labor migrant policy in economic growth affected by COVID-19. *Global journal of environmental science and nanagement*, 6(SI), 95-106. <https://doi.org/10.22034/GJESM.2019.06.SI.09>

17. Lukianenko, D., Matviychuk, A., Lukianenko, L., & Dvornyk, I. (2023). University competitiveness in the knowledge economy: a Kohonen map approach. *CEUR Workshop Proceedings*, 3465, 236-250. <https://ceur-ws.org/Vol-3465/paper23.pdf>

18. Lukianenko, I., Olishevych, M., & Bazhenova, O. (2020). Regime switching modeling of unemployment rate in Eastern Europe. *Ekonomické časopis*, 68(4), 380-408. <https://www.sav.sk/journals/uploads/0426175204%2020%20Olishevych%20a%20kol.%20%20+SR.pdf>

19. Matviychuk, A., Lukianenko, O., & Miroshnychenko, I. (2019). Neuro-fuzzy model of country's investment potential assessment. *Fuzzy economic review*, 24(2), 65-88. <https://doi.org/10.25102/fer.2019.02.04>

20. Nikulina, M., Sotnyk, I., Derykolenko, O., & Starodub, I. (2022). Unemployment in Ukraine's economy: COVID-19, war and digitalization. *Mechanism of an Economic Regulation*, 1-2(95-96), 25-32. <https://doi.org/10.32782/mer.2022.95-96.04>

21. Olishevych, M., & Tokarchuk, V. (2018). Dynamic modelling of nonlinearities in the behaviour of labour market indicators in Ukraine and Poland. *Economic Annals-XXI*, 169(1-2), 35-39. <https://doi.org/10.21003/ea.V169-07>

22. Radosavljević, J. (2018). *Metaheuristic Optimization in Power Engineering*. <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/5067-17/page#Text>
23. Stasinakis, C., Sermpinis, G., Theofilatos, K., & Karathanasopoulos, A. (2016). Forecasting US Unemployment with Radial Basis Neural Networks, Kalman Filters and Support Vector Regressions. *Computational Economics*, 47(4), 569-587. <https://doi.org/10.1007/s10614-014-9479-y>
24. State Employment Service of Ukraine. (2023). *Analytical and statistical information* [Data set]. <https://www.dcz.gov.ua/analitics/view>
25. State Statistics Service of Ukraine. (2023). *Demographic and social statistics* [Data set]. <http://www.ukrstat.gov.ua/>
26. The World Bank. (2023). *World Development Indicators* [Data set]. <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>
27. United Nations Development Programme. (2023). *Data futures Exchange* [Data set]. <https://data.undp.org/access-all-data>
28. United Nations Development Programme. (2023). *Human Development Reports*. <http://hdr.undp.org/en/content/download-data>
29. Verkhovna Rada. (2023). *Pro zainiatist naseleennia [On Employment of the Population]* (Law of Ukraine 5067-VI). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/5067-17/page#Text> [in Ukrainian]
30. Verkhovna Rada. (2023). *Pro zakhyst interesiv subiektiv podannia zvitnosti ta inshykh dokumentiv u period dii voiennoho stanu abo stanu viiny [On the protection of the interests of the subjects of the presentation of information and other documents during the period of war]* (Law of Ukraine 2115-IX). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2115-20#Text> [in Ukrainian]
31. Аналітичний портал «Слово і Діло» (2023). «Україна входить до десятки країн світу з найвищими показниками безробіття». <https://www.slovoidilo.ua/2023/10/12/infografika/svit/ukrayina-vxodyt-desyatky-krayin-svitu-najvyshhymy-pokaznykamy-bezrobittya>
32. НБУ (2023). «Інфляція і далі сповільнюватиметься, а економіка відновлюватиметься — Інфляційний звіт НБУ». <https://bank.gov.ua/ua/news/all/inflyatsiya-i-dali-spovilnyuvativatsya-a-ekonomika-vidnovlyuvativatsya-inflyatsiyniy-zvit-nbu>

Стаття надійшла до редакції 13 листопада 2023 р.

Прийнято до публікації: 29 листопада 2023 р.

Опубліковано: 15 грудня 2023 р.