

DOI: 10.26565/2075-1893-2025-42-04
УДК 911.3:314.1(477):303.064:004.032.26

Наталія Гусева

к. геогр. н., доцент кафедри соціально-економічної географії та регіонаознавства імені Костянтина Немця;
e-mail: nataliya.guseva@karazin.ua; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-3620-1213>

Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна, майдан Свободи, 4, м. Харків, 61022, Україна

Методологічні аспекти нейромережевої кластеризації регіонів: аналіз варіативності результатів самоорганізаційних карт Кохонена

Метою статті є виявлення та аналіз причин варіативності результатів кластеризації регіонів України за демографічними показниками при застосуванні методу самоорганізаційних карт Кохонена, а також розробка методологічних рекомендацій щодо інтерпретації та використання результатів нейромережевого аналізу в суспільно-географічних дослідженнях.

Основний матеріал. Дослідження базується на аналізі демографічних показників регіонів України з використанням методу самоорганізаційних карт Кохонена (SOM). Здійснено три варіанти кластеризації регіонів України для виявлення стабільних та нестабільних кластерних груп. Демографічні показники нормалізовано методом лінійного шкалювання за формулами прямої та зворотної індексації. Виявлено стабільні кластерні ядра: західноукраїнські регіони з найкращою демографічною ситуацією (одна група – Волинська, Рівненська, Закарпатська області; друга група – Івано-Франківська, Львівська, Тернопільська, Чернівецька області); центрально-східні індустріальні та індустріально-аграрні регіони з найгіршою демографічною ситуацією (Дніпропетровська, Запорізька, Миколаївська, Сумська, Полтавська, Харківська області); переважно центральні аграрно-індустріальні регіони з несприятливою демографічною ситуацією (одна група – Черкаська і Чернігівська області; друга група – Вінницька і Хмельницька області). Визначено регіони з нестабільною кластерною належністю (м. Київ, Одеська, Кіровоградська, Житомирська, Київська, Херсонська області). Проаналізовано чотири основні чинники варіативності SOM: випадкову ініціалізацію ваг нейронів, стохастичний характер навчання, нелінійність і складність топологічного перетворення та вплив параметрів налаштування мережі.

Висновки. Варіативність результатів самоорганізаційних карт Кохонена обумовлена їх стохастичною природою, що не є недоліком, а дозволяє виявляти множинні валідні структури у даних. Для підвищення надійності результатів рекомендується здійснювати множинне навчання мережі з оцінкою стабільності кластерів та поєднання SOM з іншими методами класифікації територій.

Ключові слова: самоорганізаційні карти Кохонена, нейромережева кластеризація, демографічні показники, регіони України, варіативність результатів, методологія суспільно-географічних досліджень.

Як цитувати: Гусева Н. Методологічні аспекти нейромережевої кластеризації регіонів: аналіз варіативності результатів самоорганізаційних карт Кохонена. *Проблеми безперервної географічної освіти і картографії*. 2025. Вип. 42. С. 36-44. <https://doi.org/10.26565/2075-1893-2025-42-04>

In cites: Husieva, N. (2025). Methodological aspects of neural network clustering of regions: analysis of variability in self-organizing maps (Kohonen maps) results. *The problems of continuous geographical education and cartography*, (42), 36-44. <https://doi.org/10.26565/2075-1893-2025-42-04> (in Ukrainian)

Вступ. Сучасний етап розвитку суспільної географії характеризується інтенсивним впровадженням новітніх методів аналізу просторових даних, серед яких особливе місце займають нейромережеві технології. Самоорганізаційні карти Кохонена (Self-Organizing Maps, SOM) як різновид штучних нейронних мереж знаходять все більше застосування в географічних дослідженнях завдяки своїй високій чутливості до тонких відмінностей між об'єктами, здатності виявляти приховані закономірності у багатовимірних даних та візуалізувати складні просторові структури [5; 7].

Однак широке впровадження нейромережевих методів у практику географічних досліджень стикається з важливою методологічною проблемою: на відміну від традиційних методів кластерного аналізу (ієрархічної кластеризації, k-means тощо), застосування самоорганізаційних карт Кохонена до однієї і тієї ж вибірки даних може давати різні результати кластеризації, що обумовлено стохастичною природою SOM. Ця особливість викликає певні труднощі в інтерпретації результатів та знижує довіру дослідників до нейромережевих підходів [10].

Особливої актуальності дана проблема набуває в контексті демографічних досліджень, де точність та надійність результатів кластеризації є критично важливими для обґрунтування управлінських рішень у сфері регіональної політики. Демографічна ситуація в Україні, яка характеризується складною просторовою диференціацією показників природного руху населення, потребує застосування сучасних аналітичних інструментів для виявлення типологічних особливостей регіонів та формування науково обґрунтованих стратегій демографічного розвитку.

Недостатня розробленість методологічних основ застосування нейромережевих методів у суспільно-географічних дослідженнях, зокрема відсутність комплексного аналізу причин варіативності результатів кластеризації, обумовлює необхідність проведення спеціальних методологічних досліджень. Це особливо важливо в умовах зростаючої популярності машинного навчання та штучного інтелекту в географічній науці [16].

Крім того, актуальність дослідження підсилюється потребою в розробці практичних рекомендацій щодо інтерпретації результатів нейромережевої кластеризації та підвищення їх надійності, що має важливе значення для формування методологічної бази сучасних суспільно-географічних досліджень.

Метою дослідження є виявлення та аналіз причин варіативності результатів кластеризації регіонів України за демографічними показниками при застосуванні методу самоорганізаційних карт Кохонена, а також розробка методологічних рекомендацій щодо інтерпретації та використання результатів нейромережевого аналізу в суспільно-географічних дослідженнях.

Вхідні передумови. Самоорганізаційні карти Кохонена (Self-Organizing Maps, SOM), широко відомі також як мережі Кохонена (Kohonen network) – це тип штучних нейронних мереж з неконтрольованим навчанням, призначений для зменшення розмірності даних, кластеризації та візуалізації багатовимірної інформації. Цей метод дозволяє відображати складні багатовимірні дані на двовимірну площину, зберігаючи топологічні властивості вхідного простору [12].

Для порівняння результатів застосування самоорганізаційних карт Кохонена для кластеризації регіонів України візьмемо 12 демографічних показників:

- 1) загальний коефіцієнт народжуваності (‰);
- 2) загальний коефіцієнт смертності (‰);
- 3) коефіцієнт природного приросту (скорочення) (‰);
- 4) коефіцієнт смертності дітей у віці до 1 року (на 1000 живонароджених);
- 5) сумарний коефіцієнт народжуваності (на одну жінку);
- 6) очікувана тривалість життя при народженні, років;
- 7) частка дітей віком 0-14 років у загальній чисельності постійного населення (‰);
- 8) частка людей віком 15-64 років у загальній чисельності постійного населення (‰);
- 9) частка людей віком 65 років і старше в загальній чисельності постійного населення (‰);
- 10) демографічне навантаження, на 1000 осіб у віці 16-59 років;
- 11) середній вік населення, років;
- 12) на 1000 чоловіків припадає жінок, осіб (табл. 1) [1].

Представлений перелік демографічних показників не претендує на вичерпність і може бути розширений додатковими індикаторами відповідно до специфіки дослідницьких завдань. Відбір саме цих показників обґрунтовується кількома критеріями: по-перше, їх високою доступністю в офіційних статистичних джерелах; по-друге, методологічною прозорістю та можливістю стандартизованого розрахунку; по-третє, достатнім рівнем репрезентативності для характеристики демографічних процесів на регіональному рівні.

Слід підкреслити, що головною метою даного дослідження є не комплексний демографічний аналіз per se, а методологічне порівняння результатів застосування нейромережевих методів (самоорганізаційних карт Кохонена) для кластеризації регіонів України. У цьому контексті обрані демографічні показники виконують роль експериментального статистичного інструментарію, що дозволяє здійснити коректний порівняльний аналіз.

Дослідження проведено без урахування тимчасово окупованих територій АР Криму та м. Севастополя, а також Луганської і Донецької об-

Таблиця 1/ Table 1

Демографічні показники за регіонами України в 2021 році
(складено автором за [1])
Demographic indicators by regions of Ukraine in 2021

Регіони України	1*	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Україна	7,3	18,5	-11,2	7,2	1,2	69,8	14,9	67,4	17,7	42,2	688	1157
<i>області</i>												
Вінницька	6,9	18,2	-11,3	7	1,135	71,18	15,2	66,8	18	42,2	697	1156
Волинська	9,6	15,1	-5,5	4,5	1,448	70,7	19,3	67,2	13,5	38,5	682	1118
Дніпропетровська	6,3	20,8	-14,5	7,4	1,031	68,42	15,1	67,3	17,6	42,3	695	1190
Житомирська	7,2	19,9	-12,7	8	1,14	68,21	16,1	67	16,9	41,3	691	1144
Закарпатська	10,1	14,8	-4,7	8,1	1,534	69,45	19,5	68,2	12,3	37,8	648	1080
Запорізька	5,8	21,6	-15,8	8	0,975	68,64	14,2	67,3	18,5	43,1	700	1190
Івано-Франківська	7,8	15,2	-7,4	6,5	1,152	72,03	16,6	68,8	14,6	40,1	647	1115
Київська	7	20,2	-13,2	4,6	1,065	68,1	17,7	67,2	15,1	40,3	683	1184
Кіровоградська	6,1	20,8	-14,7	8,1	1,036	68,63	14,7	66,6	18,7	42,8	707	1166
Львівська	7,8	16	-8,2	6,2	1,169	71,51	16,1	68,6	15,3	40,6	654	1111
Миколаївська	6,4	19,4	-13	6,3	1,05	69,09	15,1	67,6	17,3	42	682	1156
Одеська	8,2	18	-9,8	7	1,276	69,21	16,8	67,1	16,1	40,6	680	1122
Полтавська	5,9	20,3	-14,4	4,6	0,995	70,01	14	67,9	18,1	43	676	1162
Рівненська	10,2	14,9	-4,7	9,5	1,511	69,92	20,1	67	12,9	37,9	688	1104
Сумська	5,2	20	-14,8	6,2	0,882	70,34	12,8	68	19,2	44	687	1178
Тернопільська	7,1	16,4	-9,3	5,3	1,078	72,11	15,4	68,7	15,9	41,2	653	1134
Харківська	5,9	21	-15,1	9,5	0,932	68,73	13,5	69	17,5	42,6	643	1155
Херсонська	7	20	-13	13,8	1,144	68,16	15,9	67,3	16,8	41,5	690	1152
Хмельницька	7	19	-12	10	1,155	70,27	15,5	66,9	17,6	42	704	1150
Черкаська	5,8	19,6	-13,8	7	0,99	70,57	13,6	67,1	19,3	43,6	698	1172
Чернівецька	8,8	16,1	-7,3	7,3	1,29	71,27	17,1	68,3	14,6	39,7	647	1120
Чернігівська	5,5	22	-16,5	7,5	0,951	68,94	13,2	66,5	20,3	44,2	727	1199
<i>міста</i>												
м. Київ	10	15,3	-5,3	5,8	1,428	71,07	16,5	67,8	15,7	40,4	652	1169

*номери демографічних показників згідно переліку, представленого вище

ластей, оскільки здійснення розрахунків ряду демографічних показників є некоректним у зв'язку з відсутністю інформації по частині їх території [1].

Всі обрані демографічні показники були нормалізовані методом лінійного шкалювання та переведені в індекси від 0 до 1 (табл. 2) за наступними формулами:

$$I_j = \frac{X_{i,j} - X_{\min, j}}{X_{\max, j} - X_{\min, j}} \quad (1)$$

$$I_j = 1 - \frac{X_{i,j} - X_{\min, j}}{X_{\max, j} - X_{\min, j}} \quad (2)$$

де I_j – індекс j -того демографічного показника (індекс має амплітуду від 0 до 1); $j = 1, 2, 3 \dots N$ (N – кількість демографічних показників, в нашому випадку $N = 12$);

$X_{i,j}$ – поточне значення j -того демографічного показника; $i = 1, 2, 3 \dots M$ (M – кількість об'єктів, які характеризуються j -тим показником, у нашому випадку об'єктами є регіони України $M = 23$);

$X_{\max, j}$ – найбільше значення j -того демографічного показника в ряду спостереження;

$X_{\min, j}$ – найнижче значення j -того демографічного показника в ряду спостереження.

Відповідно до формул 1-2, регіон України з найбільшим значенням певного демографічного показника має індекс, що дорівнює 1, а з найменшим – 0, індекси всіх інших регіонів мають числові значення в інтервалі 0-1.

Формула 1 використовується для обчислення індексів демографічних показників, які відображають позитивні демографічні тенденції (наприклад, загальний і сумарний коефіцієнти народжуваності, коефіцієнт природного приросту,

Таблиця 2/ Table 2

**Індекси демографічних показників за регіонами України в 2021 році
(обраховано і складено автором)
Indices of demographic indicators by regions of Ukraine in 2021**

Регіони України	1*	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
області												
Вінницька	0,34	0,53	0,44	0,73	0,39	0,77	0,33	0,12	0,71	0,69	0,64	0,64
Волинська	0,88	0,96	0,93	1,00	0,87	0,65	0,89	0,28	0,15	0,11	0,46	0,32
Дніпро-петровська	0,22	0,17	0,17	0,69	0,23	0,08	0,32	0,32	0,66	0,70	0,62	0,92
Житомирська	0,40	0,29	0,32	0,62	0,40	0,03	0,45	0,20	0,58	0,55	0,57	0,54
Закарпатська	0,98	1,00	1,00	0,61	1,00	0,34	0,92	0,68	0,00	0,00	0,06	0,00
Запорізька	0,12	0,06	0,06	0,62	0,14	0,13	0,19	0,32	0,78	0,83	0,68	0,92
Івано-Франківська	0,52	0,94	0,77	0,78	0,41	0,98	0,52	0,92	0,29	0,36	0,05	0,29
Київська	0,36	0,25	0,28	0,99	0,28	0,00	0,67	0,28	0,35	0,39	0,48	0,87
Кіровоградська	0,18	0,17	0,15	0,61	0,24	0,13	0,26	0,04	0,80	0,78	0,76	0,72
Львівська	0,52	0,83	0,70	0,82	0,44	0,85	0,45	0,84	0,38	0,44	0,13	0,26
Миколаївська	0,24	0,36	0,30	0,81	0,26	0,25	0,32	0,44	0,63	0,66	0,46	0,64
Одеська	0,60	0,56	0,57	0,73	0,60	0,28	0,55	0,24	0,48	0,44	0,44	0,35
Полтавська	0,14	0,24	0,18	0,99	0,17	0,48	0,16	0,56	0,73	0,81	0,39	0,69
Рівненська	1,00	0,99	1,00	0,46	0,96	0,45	1,00	0,20	0,08	0,02	0,54	0,20
Сумська	0,00	0,28	0,14	0,82	0,00	0,56	0,00	0,60	0,86	0,97	0,52	0,82
Тернопільська	0,38	0,78	0,61	0,91	0,30	1,00	0,36	0,88	0,45	0,53	0,12	0,45
Харківська	0,14	0,14	0,12	0,46	0,08	0,16	0,10	1,00	0,65	0,75	0,00	0,63
Херсонська	0,36	0,28	0,30	0,00	0,40	0,01	0,42	0,32	0,56	0,58	0,56	0,61
Хмельницька	0,36	0,42	0,38	0,41	0,42	0,54	0,37	0,16	0,66	0,66	0,73	0,59
Черкаська	0,12	0,33	0,23	0,73	0,17	0,62	0,11	0,24	0,88	0,91	0,65	0,77
Чернівецька	0,72	0,82	0,78	0,70	0,63	0,79	0,59	0,72	0,29	0,30	0,05	0,34
Чернігівська	0,06	0,00	0,00	0,68	0,11	0,21	0,05	0,00	1,00	1,00	1,00	1,00
міста												
м. Київ	0,96	0,93	0,95	0,86	0,84	0,74	0,51	0,52	0,43	0,41	0,11	0,75

*номери демографічних показників згідно переліку, представленого вище

очікувана тривалість життя при народженні тощо).

Формула 2 використовується для обчислення індексів демографічних показників, які відображають негативні демографічні процеси (зокрема, загальний коефіцієнт смертності та коефіцієнт смертності дітей у віці до 1 року). Використання зворотних значень індексів для «негативних» демографічних показників за формулою 2 дає можливість коректно ранжувати регіони України за всіма демографічними показниками. Іншими словами, регіони з найбільшим значенням «позитивного» і найменшим значенням «негативного» демографічного показника мають вищий пріоритет у ряду ранжування [2-4].

Виклад основних результатів дослідження. Зробимо три варіанти кластеризації регіонів України за подібністю демографічної ситуації у 2021 році методом побудови самоорганізаційних карт Кохонена (рис. 1, табл. 3).

Порівняння трьох варіантів кластеризації регіонів України дозволяє виділити регіони зі стабільною та нестабільною кластерною належністю.

Стабільні кластерні ядра:

1) західноукраїнські регіони з найкращою в Україні демографічною ситуацією:

– Волинська, Рівненська і Закарпатська області (завжди разом в одному кластері);

– Івано-Франківська, Львівська, Тернопільська і Чернівецька області (можуть об'єднуватися з попередніми регіонами в один кластер або складати окремий кластер, але завжди разом в одному кластері);

2) центрально-східні індустріальні та індустріально-аграрні регіони з найгіршою в Україні демографічною ситуацією (Дніпропетровська, Запорізька, Миколаївська, Сумська, Полтавська, Харківська області);

3) переважно центральні аграрно-індустріальні регіони з несприятливою демографічною ситуацією:

– Чернігівська і Черкаська області;

– Вінницька і Хмельницька області.

Регіони з нестабільною кластерною належністю:

– Київ (переміщується між кластерами 1-2, але стабільно групується з західноукраїнськими регіонами);

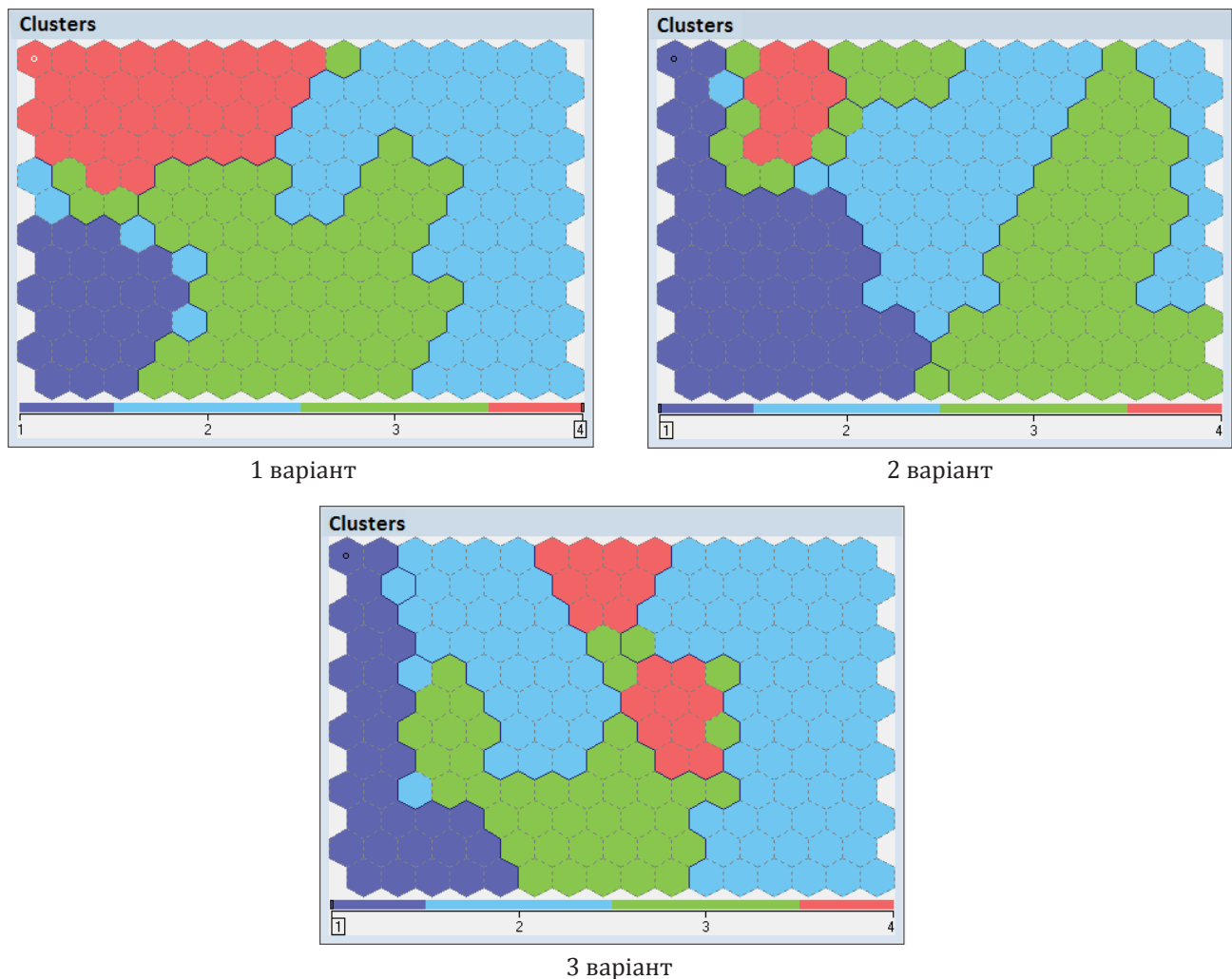


Рис. 1. Самоорганізаційні карти Кохонена регіонів України за подібністю демографічної ситуації станом на 2021 рік (нейромережева модель, Viscovery SOMine)/

Fig. 1. Kohonen self-organizing maps of Ukrainian regions by similarity of demographic situation as of 2021 (neural network model, Viscovery SOMine)

– Одеська область (демонструє найбільшу варіативність – присутня в різних кластерах або утворює окремий монокластер);

– Кіровоградська, Житомирська, Київська і Херсонська області (коливаються між кластерами з несприятливою та найгіршою демографічною ситуацією).

Така варіативність результатів самоорганізаційних карт Кохонена пояснюється в першу чергу тим, що вони мають стохастичну (ймовірнісну, випадкову) природу, що означає наявність випадкових компонентів у процесі навчання. Це обумовлено наступними чинниками [6; 8-9; 11; 13; 14-15 та інші]:

1) випадкова ініціалізація ваг нейронів – на початковому етапі навчання SOM вагові коефіцієнти кожного нейрона ініціалізуються випадковим чином (як правило, це випадкові значення в діапазоні 0-1). Оскільки ці ваги формують початкову топологію простору ознак, саме вони визначають подальшу динаміку навчання мережі. Відповідно, навіть при однакових вхідних даних кінцеві результати можуть варіюватися;

2) стохастичний характер навчання (рандомізоване оновлення ваг) – у процесі навчання SOM вибір зразків для оновлення ваг відбувається або випадковим чином, або з певною заданою ймовірністю. Також слід зазначити, що алгоритм карт Кохонена базується на принципі конкурентного навчання, тобто кажучи нейрони «змагаються» за право представляти конкретні зразки даних. Це також сприяє варіативності;

3) нелінійність та складність топологічного перетворення – SOM здійснює нелінійне згортання багатовимірного простору у двовимірну площину при збереженні топології. Такий процес не є строго детермінованим, особливо в разі, коли кількість ознак (в нашому випадку – 12 демографічних показників) велика, та їх розподіл по простору є неоднорідним;

4) налаштування параметрів SOM – розміру решітки, швидкості навчання (learning rate), радіусу сусідства (neighborhood radius), кількості епох навчання тощо. Невеликі зміни в цих параметрах здатні призвести до значного перегрупування об'єктів у фінальній карті.

Таблиця 3/ Table 3

**Кластери регіонів України за подібністю демографічної ситуації в 2021 році,
виділені за допомогою побудови самоорганізаційних
карт Кохонена (складено автором)**
**Clusters of regions of Ukraine by similarity of demographic situation in 2021,
identified using Kohonen self-organizing maps (compiled by the author)**

Варіант 1	Варіант 2	Варіант 3
КЛАСТЕР 1 Волинська* Закарпатська Рівненська	КЛАСТЕР 1 Волинська Закарпатська Івано-Франківська Львівська Рівненська Тернопільська Чернівецька м. Київ	КЛАСТЕР 1 Волинська Закарпатська Рівненська м. Київ
КЛАСТЕР 2 Івано-Франківська Львівська Тернопільська Чернівецька м. Київ	МОНОКЛАСТЕР 2 Одеська	КЛАСТЕР 2 Івано-Франківська Львівська Одеська Тернопільська Чернівецька
КЛАСТЕР 3 Дніпропетровська Запорізька Кіровоградська Миколаївська Полтавська Сумська Харківська Черкаська Чернігівська	КЛАСТЕР 3 Дніпропетровська Запорізька Київська Миколаївська Полтавська Сумська Харківська	КЛАСТЕР 3 Дніпропетровська Житомирська Запорізька Київська Кіровоградська Миколаївська Полтавська Сумська Харківська Херсонська Черкаська Чернігівська
КЛАСТЕР 4 Вінницька Житомирська Київська Одеська Херсонська Хмельницька	КЛАСТЕР 4 Вінницька Житомирська Кіровоградська Херсонська Хмельницька Черкаська Чернігівська	КЛАСТЕР 4 Вінницька Житомирська Хмельницька

*однаковим кольором виділені регіони, які стабільно входять разом в один кластер

Ця варіативність не завжди є недоліком. У деяких випадках вона дозволяє побачити різні потенційні сценарії кластеризації, особливо коли межі між кластерами є нечіткими, а відмінності – незначними. Це дає змогу глибше зрозуміти внутрішню структуру даних. Для забезпечення надійності результатів SOM доцільно здійснювати множинне навчання мережі з подальшою оцінкою стабільності кластерів та виявлення найчастіших групувань регіонів (наприклад, через індекси стабільності або частоту потрапляння регіонів до тих самих кластерів). Комбінування результатів кількох навчань дозволяє отримати більш надійну та комплексну картину регіоналізації України за тими чи іншими показниками (в нашому випадку за демографічними показниками). Для підвищення достовірності

результатів рекомендується поєднувати SOM з іншими підходами (наприклад, кластерним аналізом) до класифікації територій.

Отже, головна перевага самоорганізаційних карт Кохонена в порівнянні з детерміністичними методами (тим же кластерним аналізом) полягає в можливості виявлення множинних валідних структур у даних, що краще відображає реальну складність соціально-економічних (зокрема, демографічних) процесів на регіональному рівні.

Висновки. Проведене дослідження підтвердило стохастичну природу самоорганізаційних карт Кохонена та виявило основні причини варіативності результатів кластеризації: випадкову ініціалізацію ваг нейронів, стохастичний характер навчання, нелінійність та складність топологічного

перетворення, чутливість до параметрів мережі. Незважаючи на цю варіативність, метод дозволив ідентифікувати стабільні кластерні ядра серед регіонів України за демографічними показниками: західноукраїнські регіони з найкращою демографічною ситуацією, центрально-східні індустріальні та індустріально-аграрні регіони з найгіршою демографічною ситуацією, центральні регіони з несприятливою демографічною ситуацією.

Головна перевага самоорганізаційних карт Кохонена порівняно з детерміністичними методами полягає в можливості виявлення множинних

валідних структур у даних, що краще відображає реальну складність соціально-економічних процесів. Для підвищення надійності результатів рекомендується здійснювати множинне навчання мережі з аналізом стабільності кластерів та поєднувати SOM з традиційними методами кластерного аналізу. Дослідження створює методологічну основу для розширення застосування нейромережевих технологій у суспільно-географічних дослідженнях та демонструє їх потенціал для аналізу складних просторових структур.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Державна служба статистики України. URL: <https://www.ukrstat.gov.ua/> (дата звернення: 16.06.2025)
2. Немець Л. М., Баркова Г. А., Немець К. А. Медична галузь Харківської області: територіальні особливості, проблеми та шляхи вдосконалення (суспільно-географічні аспекти): монографія. Київ: Четверта хвиля, 2009. 224 с.
3. Немець Л. М., Серіда К. Ю. (редактори). Інноваційно-інвестиційний потенціал як основа конкурентоспроможності регіону (на прикладі Харківської області): колективна монографія. Харків: ХНУ імені В. Н. Каразіна, 2017. 524 с.
4. Пилипенко І. О., Мальчикова Д. С. Методики суспільно-географічних досліджень (на матеріалах Херсонської області). Херсон: ПП Вишемирський В.С., 2007. 112 с.
5. Agarwal P., Skupin A. (editors). Self-Organising Maps: Applications in Geographic Information Science. Wiley, 2008. 214 p.
6. Akinduko A. A., Mirkes E. M. Initialization of Self-Organizing Maps: Principal Components Versus Random Initialization. *ArXiv*. October 2012. URL: https://www.researchgate.net/publication/232503593_Initialization_of_Self-Organizing_Maps_Principal_Components_VersusRandom_Initialization_A_Case_Study (дата звернення: 16.06.2025)
7. Bação F., Lobo V., Painho M. The self-organizing map, the Geo-SOM, and relevant variants for geosciences. *Computers & Geosciences*. March 2005. Vol. 31. Is. 2. P. 155-163. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2004.06.013>
8. Bianchi D., Calogero R., Tirozzi B. Kohonen neural networks and genetic classification. *Mathematical and Computer Modelling*. 2007. Vol. 45. P. 34. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.0809.4755>
9. Cottrell M., Olteanu M., Rossi F., Villa-Vialaneix N. Self-Organizing Maps, theory and applications. *ResearchGate*. January 2018. URL: https://www.researchgate.net/publication/325357589_Self-OrganizingMaps_theory_and_applications (дата звернення: 16.06.2025)
10. de Bodt E., Cottrell M., Verleysen M. Statistical tools to assess the reliability of self-organizing maps. *Neural Networks*. October–November 2002. Vol. 15. Is. 8-9. P. 967-978. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(02\)00071-0](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(02)00071-0)
11. Kohonen T. Self-Organizing Maps (3rd ed.). Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2001. 502 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-56927-2>
12. Kohonen T., Honkela T. Kohonen network. *Scholarpedia*. 2007. Vol. 2 (1). URL: http://www.scholarpedia.org/article/Kohonen_network (дата звернення: 16.06.2025)
13. Miljković D. Brief Review of Self-Organizing Maps. *MIPRO 2017*. URL: https://www.researchgate.net/publication/317339061_Brief_Review_of_Self-Organizing_Maps (дата звернення: 16.06.2025)
14. Umut A., Secil E. An Introduction to Self-Organizing Maps. In book: *Computational Intelligence Systems in Industrial Engineering: with Recent Theory and Applications*. Editors: Kahraman C. Chapter 14. P. 299-319. Publisher: Atlantis Press, 2012. URL: https://www.researchgate.net/publication/263084866_An_Introduction_to_Self-Organizing_Maps
15. Vayssieres M. Master Kohonen Self-Organizing Maps: A Hands-On Guide to Data Exploration with Python. *Medium*. October 23, 2024. URL: <https://medium.com/@MahounaVAYSSIERES/master-kohonen-self-organizing-maps-a-hands-on-guide-to-data-exploration-with-python-fb92f8ebd6f6> (дата звернення: 16.06.2025)
16. Wang S., Huang X., Liu P., Zhang M., Biljecki F. etc. Mapping the landscape and roadmap of geospatial artificial intelligence (GeoAI) in quantitative human geography: An extensive systematic review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. April 2024. Vol. 128. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103734>

Стаття надійшла до редакції 23.06.2025

Стаття рекомендована до друку 28.07.2025

Nataliia Husieva - PhD in Geography, Associate Professor of the K. Niemets Department of Human Geography and Regional Studies, V. N. Karazin Kharkiv National University, Ukraine; e-mail: nataliya.guseva@karazin.ua; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-3620-1213>

METHODOLOGICAL ASPECTS OF NEURAL NETWORK CLUSTERING OF REGIONS: ANALYSIS OF VARIABILITY IN SELF-ORGANIZING MAPS (KOHONEN MAPS) RESULTS

The purpose of the article is to identify and analyze the causes of variability in clustering results of Ukrainian regions by demographic indicators when applying the Self-Organizing Maps (Kohonen maps) method, as well as to develop methodological recommendations for interpreting and using neural network analysis results in human-geographical research.

Main material. The study is based on the analysis of demographic indicators of Ukrainian regions using the Self-Organizing Maps (SOM) method. Three clustering variants of Ukrainian regions were performed to identify stable and unstable cluster groups. Demographic indicators were normalized using linear scaling method with direct and inverse indexation formulas. Stable cluster cores were identified: Western Ukrainian regions with the best demographic situation (first group – Volyn, Rivne, Zakarpattia regions; second group – Ivano-Frankivsk, Lviv, Ternopyl, Chernivtsi regions); central-eastern industrial and industrial-agricultural regions with the worst demographic situation (Dnipropetrovsk, Zaporizhzhya, Mykolayiv, Sumy, Poltava, Kharkiv regions); predominantly central agricultural-industrial regions with unfavorable demographic situation (first group – Cherkasy and Chernihiv regions; second group – Vinnytsya and Khmelnytskyi regions). Regions with unstable cluster affiliation were determined (city Kyiv, Odesa, Kirovohrad, Zhytomyr, Kyiv, Kherson regions). Four main factors of SOM variability were analyzed: random initialization of neuron weights, stochastic nature of learning, nonlinearity and complexity of topological transformation, and the influence of network configuration parameters.

Conclusions. The variability of Self-Organizing Maps results is due to their stochastic nature, which is not a disadvantage but allows for the identification of multiple valid structures in data. To improve the reliability of results, it is recommended to perform multiple network training with cluster stability assessment and combine SOM with other territorial classification methods.

Keywords: *Self-Organizing Maps (Kohonen maps), neural network clustering, demographic indicators, regions of Ukraine, result variability, methodology of human-geographical research.*

REFERENCES:

1. *Derzhavna sluzhba statystyky Ukrainy [State Statistics Service of Ukraine]*. <https://www.ukrstat.gov.ua/> [in Ukrainian].
2. Niemets, L. M., Barkova, H. A., & Niemets, K. A. (2009). Medychna haluz Kharkivskoi oblasti: terytorialni osoblyvosti, problemy ta shliakhy vdoskonalennia (suspilno-heohrafichni aspekty) [The medical sector of Kharkiv region: territorial features, problems and ways of improvement (human-geographical aspects)]. Kyiv, Ukraine : Chetverta khvylya [in Ukrainian].
3. Niemets, L. M., & Sehida, K. Yu. (Eds.) (2017). Innovatsiino-investytsiyni potentsial yak osnova konkurentospromozhnosti rehionu (na prykladi Kharkivskoi oblasti) [The innovative-investment potential as the regional competitiveness base (a case study of Kharkiv region)]. Kharkiv, Ukraine : KhNU imeni V. N. Karazina [in Ukrainian].
4. Pylypenko, I. O., & Malchykova, D. S. (2007). Metodyky suspilno-heohrafichnykh doslidzhen (na materialakh Khersonskoi oblasti) [Methods of human-geographical research (based on the materials of Kherson region)]. Kherson : PP Vyshemyrskyi V.S. [in Ukrainian].
5. Agarwal, P., & Skupin, A. (Eds.) (2008). Self-Organising Maps: Applications in Geographic Information Science. Wiley, 2008 [in English].
6. Akinduko, A. A., & Mirkes, E. M. (2012). Initialization of Self-Organizing Maps: Principal Components Versus Random Initialization. *ArXiv*. https://www.researchgate.net/publication/232503593_Initialization_of_Self-Organizing_Maps_Principal_Components_VersusRandom_Initialization_A_Case_Study [in English].
7. Bação, F., Lobo, V., & Painho, M. (2005). The self-organizing map, the Geo-SOM, and relevant variants for geosciences. *Computers & Geosciences*, 31 (2), 155-163. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2004.06.013> [in English].
8. Bianchi, D., Calogero, R., & Tirozzi, B. (2007). Kohonen neural networks and genetic classification. *Mathematical and Computer Modelling*, 45, 34. <https://doi.org/10.48550/arXiv.0809.4755> [in English].
9. Cottrell, M., Olteanu, M., Rossi, F., & Villa-Vialaneix, N. (2018). Self-OrganizingMaps, theory and applications. *ResearchGate*. https://www.researchgate.net/publication/325357589_Self-OrganizingMaps_theory_and_applications [in English].
10. de Bodt, E., Cottrell, M., & Verleysen, M. (2002). Statistical tools to assess the reliability of self-organizing maps. *Neural Networks*, 15 (8-9), 967-978. [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(02\)00071-0](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(02)00071-0) [in English].
11. Kohonen, T. (2001). Self-Organizing Maps (3rd ed.). Springer-Verlag Berlin Heidelberg. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-56927-2> [in English].
12. Kohonen, T., & Honkela, T. (2007). Kohonen network. *Scholarpedia*, 2 (1):1568. https://www.scholarpedia.org/article/Kohonen_network [in English].
13. Miljković, D. (2017). Brief Review of Self-Organizing Maps. *MIPRO*. https://www.researchgate.net/publication/317339061_Brief_Review_of_Self-Organizing_Maps [in English].
14. Umut, A., & Secil, E. (2012). An Introduction to Self-Organizing Maps. In book: *Computational Intelligence Systems in Industrial Engineering: with Recent Theory and Applications*, (14), 299-319. Publisher: Atlantis Press. https://www.researchgate.net/publication/263084866_An_Introduction_to_Self-Organizing_Maps [in English].

15. Vayssieres, M. (2024). Master Kohonen Self-Organizing Maps: A Hands-On Guide to Data Exploration with Python. *Medium*. <https://medium.com/@MahounaVAYSSIERES/master-kohonen-self-organizing-maps-a-hands-on-guide-to-data-exploration-with-python-fb92f8ebd6f6> [in English].
16. Wang, S., Huang, X., Liu, P., Zhang, M., Biljecki, F., etc. (2024). Mapping the landscape and roadmap of geospatial artificial intelligence (GeoAI) in quantitative human geography: An extensive systematic review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 128. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103734> [in English].

The article was received by the editors 23.06.2025

The article is recommended for printing 28.07.2025