УДК 004.032.26+504.06

DOI: <http://doi.org/10.17721/1728-2713.93.13>

О. Гетманець, канд. фіз.-мат. наук, доц.,

E-mail: getmanets54@gmail.com;

М. Пеліхатий, д-р фіз.-мат. наук, проф.,

E-mail: nikolay42@gmail.com;

Харківський національний університет ім. В. Каразіна,

Пл. Свободи, 6, м. Харків, 61022, Україна

САМОНАВЧАЛЬНІ НЕЙРОННІ КАРТИ В ЗАДАЧАХ ЕКОЛОГІЧНОГО МОНІТОРИНГУ

(Представлено членом редакційної колегії д-ром техн. наук, проф. В.І. Зацерковним)

При проведенні екологічного моніторингу стану довкілля за вимірними значеннями деякого абіотичного фактору існує проблема: як на підставі результатів вимірювань, що були проведені в кінцевому числі точок, побудувати цілісну неперервну карту забруднення на всій контрольованій території. Мета роботи: дослідити можливості застосування методу самонавчальних нейронних карт (Self Organizing Map – SOM) для завдань екологічного моніторингу довкілля, а саме для побудови детальної безперервної карти екологічних забруднень на місцевості. Алгоритм роботи SOM включає: 1) розташування на карті контрольованої території активної нейронної мережі заданої топології із заздалегідь визначеною кількістю вузлів-нейронів; 2) вибір вхідного вектора з набору даних спостережень; 3) знаходження найбільш близького значення вектора вузла-нейрона ("нейрона-переможця") на карті; 4) визначення кількості найближчих сусідніх нейронів до нейрона-переможця; 5) навчання мережі, в ході якого значення вектора нейрона-переможця і найближчих сусідніх нейронів поступово змінюються, наближаючись до значення векторів вхідних нейронів – даних спостережень; 6) визначення помилки карти. Методи досліджень: вимірювання амбієнтного еквівалента потужності дози безперервного рентгенівського і гамма-випромінювання за допомогою дозиметра МКС-05 "ТЕРРА"; як матеріали досліджень було використано результати вимірювань потужності дози на території історичного центру м. Харкова; обробка отриманих даних методами SOM за допомогою комп'ютерних програм MatLab 8.1 та STATISTICA 10. Результати: у процесі 1000 циклів самонавчання нейронної мережі з 100 активних нейронів, розташованих випадковим чином на карті контрольованої території, було одержано 25 вихідних нейронних кластерів, координати центрів яких практично збігалися з координатами точок спостережень. Таким чином була отримана безперервна карта радіаційного фону на контрольованій території. Точність карти становила не гірше за 0,25 мкР/год. Висновки: у роботі доведено можливість застосування методу самонавчальних нейронних карт (SOM) для побудови детальної карти рівня екологічних забруднень на місцевості за результатами вимірювань значень деякого абіотичного фактору в кінцевому числі точок спостережень. Доведено, що даний метод є більш точним та надійним порівняно з методами регресійної картографії та кластерного аналізу, від яких він принципово відрізняється. Можливості істотного поліпшення точності методу полягають у збільшенні кількості початкових нейронів на карті місцевості і кількості ітерацій у процесі їх навчання.

Ключові слова: екологічний моніторинг, рентгенівське та гамма-випромінювання, нейромережеві алгоритми, самонавчальні нейронні карти, SOM.

Вступ. При проведенні екологічного моніторингу стану довкілля за вимірними значеннями деякого абіотичного фактору, наприклад, рівня радіації, хімічного забруднення будь-якою речовиною, рівня акустичного шуму, інтенсивності фонових електричного або магнітного поля та ін., існує така проблема: як на підставі результатів вимірювань, що були проведені в кінцевому числі точок, розташованих всередині контрольованої зони, побудувати цілісну карту забруднення на всій контрольованій території. Багато в чому це завдання є аналогічним до завдання відновлення зображення за його точковими фрагментами (наприклад, Василенко та Тараторин, 1986; Некос та ін., 2007, 2008).

Існують різні підходи до вирішення цієї проблеми. Значна частина з них пов'язана з регресійною картографією – побудовою рівняння лінійної чи нелінійної регресії для залежності чисельних значень показника абіотичного фактору від координат довільної точки на карті контрольованої території в різних ступенях на підставі результатів вимірювань в кінцевому числі контрольних точок із застосуванням методу найменших квадратів (наприклад, Некос та ін., 2009; Гетманець та ін., 2010; Антропов та ін., 2010). Якщо кількість точок спостережень досить велика, то цей підхід дає доволі добрі результати всередині контрольованої зони, але призводить до суттєвих похибок прогнозів поблизу її кордонів, де абсолютні значення координат (відносно центру зони) значні, до того ж вони підносяться до різних додатних ступенів.

Можна будувати рівняння регресії не за абсолютними значеннями координат, а за координатами, які відліковуються як найменша відстань від довільної точки зони до деякої ламаної лінії, що послідовно з'єднує усі точки спостережень (Гетманець та Пеліхатий, 2016; Гетманець та ін., 2017; Гетманець, 2018). Тоді аномалії поблизу кордонів контрольованої зони усуваються,

але передбачення рівняння регресії є нестійкими відносно малих зміщень положення точки на карті далеко від точок спостережень, коли відстані від цієї точки до декількох з них приблизно рівні, і передбачення рівняння регресії навіть за незначних зсувів точок на карті змінюються стрибкоподібно.

У роботі (Гетманець та ін., 2019) було досліджено можливість застосування кластерного аналізу для побудови карт радіаційного забруднення довкілля. Після обробки результатів вимірювань із застосуванням різних методів кластеризації було встановлено, що результати аналізу якісно збігаються між собою, і доведено можливість застосування кластерного аналізу для побудови карти забруднень. Однак ці карти є недостатньо детальними, оскільки проєкції "радіаційних кластерів", які являють собою кулі в тривимірному просторі (дві координати – це декартові координати x і y у місцевості, а третя – рівень забруднення z у даній точці), на двовимірну поверхню контрольованої зони є колами, що перетинаються, радіуси яких достатньо великі.

У наш час інтенсивно розвиваються нейромережеві алгоритми (наприклад, Уоссермен, 1992; Ежов та Шумський, 1998). Один з них – самонавчальні або самоорганізаційні нейронні карти (Self Organizing Map або SOM) (Kohonen, 1995). Алгоритм SOM базується на двох основних механізмах – векторному квантуванні і проєктуванні, тому цей метод можна використовувати для кластеризації, пошуку та аналізу закономірностей у вихідних даних, а також для заповнення пропусків у даних. Як і будь-яка нейромережа, SOM складається з вузлів-нейронів. Кожен вузол нейромережі описується двома векторами: вектором ваги m , який має розмірність вихідних даних (показник рівня забруднення), і вектором координат вузла на карті $r(x, y)$. Алгоритм роботи SOM складається з таких кроків: 1) розташування на карті

всієї контрольованої території активної нейронної мережі заданої топології із заздалегідь визначеною кількістю вузлів-нейронів; 2) вибір вхідного вектора з набору даних спостережень; 3) знаходження найбільш близького значення вектора вузла-нейрона (так званого, нейрона-переможця) на карті; 4) визначення кількості найближчих сусідніх нейронів до нейрона-переможця; 5) навчання мережі, в ході якого значення вектора нейрона-переможця і найближчих сусідніх нейронів поступово змінюються, наближаючись до значення вхідних векторів – даних спостережень; 6) визначення помилки карти. Цикл закінчується або при виконанні певної кількості ітерацій, або при досягненні наперед визначеної похибки карти.

Метою даної роботи є дослідження можливості застосування методу SOM для побудови детальної карти екологічних забруднень на місцевості на основі даних локальних вимірювань, що були проведені в кінцевому числі точок всередині контрольованої зони. Як приклад розглядається побудова карти поля радіаційного фону безперервного рентгенівського і гамма-випромінювання.

Матеріали та методи досліджень. Як матеріали досліджень були використані результати вимірювань амбієнтного еквівалента потужності дози безперервного рентгенівського і гамма-випромінювання на території історичного центру м. Харкова, що обмежена річками Лопань і Харків аж до їх злиття (*Гетманець та ін., 2020*). Вимірювання проводилися протягом жовтня 2019 р. щодня з 10-ї до 12-ї години за допомогою дозиметра МКС-05 "ТЕРРА" з абсолютною помилкою відліку 0,01 мкЗв/год. Цей прилад призначений для дозиметричного і радіометричного контролю на промислових підприємствах; для екологічних досліджень; для контролю радіаційної чистоти житлових приміщень, будівель, споруд та прилеглої до них території.

Карту території, на якій проводилися вимірювання, наведено на рис. 1. На цій карті показано розташування

усіх 25 точок спостережень. Карта вертикально орієнтована з півдня на північ, а горизонтально – із заходу на схід. За початок відліку координат прийнято точку 1, розташовану навпроти центрального входу в будівлю Харківської міської держадміністрації.

Як більш конкретний приклад будемо розглядати обробку результатів вимірювань потужності дози безперервного рентгенівського і гамма-випромінювання, що були виконані 1 жовтня 2019 р. Відповідні значення потужності дози разом з координатами точок спостережень наведено в табл. 1. Для спрощення і більшої наочності аналізу потужності дози будемо визначати в позасистемних одиницях – мкР/год, замість одиниць системи СІ – мкЗв/год (саме в одиницях мкЗв/год проградуєвана шкала дозиметра МКС-05 "ТЕРРА"). Коефіцієнт перерахунку такий: 1 мкР/год = 0,01 мкЗв/год. Дані 2-го, 3-го та 5-го стовпчиків табл. 1 для кожної точки спостережень в термінах SOM являють собою так звану вхідну або "навчальну вибірку" з 25 3-вимірних векторів.

Обробка цих даних проводилася методами SOM за допомогою пакета Neural Network Toolbox програми MatLab 8.1 (фірми MathWorks, US) (див., наприклад, *Ефименко і Ситица, 2017*).

Ініціалізація SOM здійснювалася таким чином. На рис. 2 як приклад показано активну нейронну мережу, що складалася з 100 нейронів-вузлів, розташованих випадковим чином (топологія "randtop") на площі розміром близько 1,5 км², яка перекривала всю контрольовану зону (рис. 1). Кожен активний нейрон характеризувався вектором ваги m , який мав розмірність вихідних векторів – даних 5-го стовпчика табл. 1 (мкР/год), і вектором розміщення $r(x,y)$ на карті (рис. 2). Позиції активних нейронів на карті ініціювалися за допомогою коду: $P = \text{rands}(2, 100)$. Вектори ваги нейронів мали цілі значення в одиницях мкР/год, які обиралися випадковим чином з інтервалу 8 мкР/год – 18 мкР/год. У цей діапазон потрапляли усі результати вимірювань (табл. 1). Отже, активна нейронна мережа являла собою випадкову тривимірну вибірку.

Рис. 1. Карта-схема розташування точок спостережень на території історичного центру м. Харкова

Таблиця 1

Результати вимірювань амбієнтного еквівалента потужності дози неперервного рентгенівського та гамма-випромінювання станом на 1 жовтня 2019 року

№ точки спостережень	Координати, м		Потужність дози	
	X	Y	мкЗв/год	мкР/год
1	0	0	0,13	13
2	-5	255	0,13	13
3	-262	270	0,14	14
4	-259	4	0,14	14
5	-275	-247	0,11	11
6	-2	-253	0,13	13
7	269	-244	0,13	13
8	235	17	0,12	12
9	255	285	0,13	13
10	249	589	0,15	15
11	-8	517	0,14	14
12	-263	533	0,14	14
13	-526	522	0,12	12
14	-505	282	0,12	12
15	-518	13	0,15	15
16	-516	-250	0,11	11
17	-527	-507	0,14	14
18	-251	-501	0,11	11
19	-3	-517	0,14	14
20	258	-506	0,13	13
21	512	-502	0,11	11
22	518	-241	0,12	12
23	512	12	0,17	17
24	509	276	0,15	15
25	505	533	0,14	14

Рис. 2. Активна нейронна мережа з 100 нейронів-вузлів (хрестики). Шкала значень векторів ваги нейронів у мкР/год

Недоліком візуалізації результатів процесу самонавчання нейронів у середовищі MatLab є те, що нейронна мережа має вигляд багатокольорової "мозаїки" з багатокутників типу Вороного-Діріхле, де кожен колір відповідає певному значенню вектора ваги. Тому на рис. 2 і всіх подальших картах нейронних мереж і нейронних кластерів для поліпшення візуалізації використовувався метод адаптивного згладжування Брауна (*Neter et al., 1985; Hill et al., 2006*) у вигляді зваженого методу найменших квадратів (Weighted Least Squares). Цей метод був реалізований на підставі даних обчислень у MatLab за допомогою програми STATISTICA 10 (фірми StatSoft Inc, US).

Самонавчання нейронної мережі здійснювалося в два етапи: етапу впорядкування векторів вагових коефіцієнтів і етапу підстроювання ваг активних нейронів щодо набору векторів входу – даних вимірювань.

SOM створювалася за допомогою команди: `net = newsom(PR,[d1,d2,...], tfcn, dfcn, olr, osteps, tlr, tnd)`, де PR – (R×2)-матриця мінімальних і максимальних значень

R=100 активних нейронів; di – розмірність шару ([8; 18], [100]) в одиницях мкР/год; tfcn – вибір топології (для випадкової топології рис. 2 застосовувалася функція "randtop"); dfcn – функція відстані (було обрана "linkdist" – відстань зв'язку); olr – параметр швидкості навчання на етапі впорядкування; osteps – кількість циклів навчання на етапі підстроювання; tlr – параметр швидкості навчання на етапі підстроювання; tnd – розмір околу активного нейрона на етапі підстроювання.

На етапі впорядкування використовувалося фіксоване число кроків (20). Початковий розмір околу нейрона призначався рівним максимальній відстані між нейронами і потім зменшувався до величини, яка застосовувалася на наступному етапі. Окіл визначався згідно з формулою: $pd = 1,00001 + (\max(d) - 1) \cdot (1 - s/S)$, де $\max(d)$ – максимальна відстань між активними нейронами; s – номер поточного кроку; S – кількість кроків на етапі впорядкування (20). Параметр швидкості навчання змінювався згідно з правилом: $lr = tlr + (olr - tlr) \cdot (1 - s/S)$.

На етапі підстроювання, який тривав протягом всієї останньої частини процедури навчання, розмір околу залишався сталим і дорівнював: $nd = tnd + 0,00001$, а параметр швидкості навчання змінювався згідно з правилом: $lr = tlr \cdot S/s$. Параметр швидкості навчання продовжував зменшуватися, але дуже повільно. Малі значення околу і повільне зменшення параметру швидкості навчання добре налаштовують нейронну мережу при збереженні розміщення, яке було знайдено на попередньому етапі. Число кроків на етапі підстроювання повинно значно перевищувати число кроків на етапі розміщення. На цьому етапі відбувалося тонке настроювання ваг нейронів щодо набору векторів входів – даних спостережень. На етапі підстроювання корегувалися ваги не тільки нейронів-переможців, а й групи нейронів з їх деякого просторового околу (в 1 нейрон). При цьому значення векторів нейрона-переможця і найближчих сусідніх нейронів змінювалися, наближаючись до значення векторів входу – даних спостережень.

Налаштування SOM здійснювалося по кожному вхідному вектору з вагою P . Спочатку визначався нейрон-переможець і корегувався його вектор ваги W , а також вектори сусідніх нейронів відповідно до співвідношення: $dW = lr \cdot A2 \cdot (P - W)$, де lr – параметр швидкості навчання, який дорівнював olr для етапу впорядкування нейронів і tlr для етапу підстроювання; $A2$ – масив сусідства для нейронів з номером q , розташованих в околі нейрона-переможця з номером i :

$$A2(i, q) = \begin{cases} 1 & a(i, q) = 1, \\ 0,5 & a(i, q) = 1, D(i, j) \leq nd, \\ 0 & \text{в інших випадках.} \end{cases}$$

Рис. 3. Один з початкових етапів впорядкування нейронної мережі. Точки – центри кластерів. Шкала в мкР/год

Результати та їх обговорення. Завершення всього процесу навчання нейронної мережі ілюструє рис. 5 – карта вихідного топологічного шару активних нейронів після 1000 циклів підстроювання. Нейрони об'єдналися в 25 кластерів, координати центрів яких практично збігаються з координатами 25 точок спостережень на рис. 1.

На рис. 5 точками позначені центри кластерів, а хрестиками – нейрони вихідного топологічного шару (положення нейронів-переможців збігаються з центрами кластерів). Цю візуалізацію можна одержати за допомогою команди: "SOM Weight Positions". Таким чином, завдяки механізмам SOM, 100 нейронів активної мережі рис. 2 "спроектувалися" на 25 вхідних векторів – даних спостережень – зі збереженням топологічної подібності. Так було отримано стійку (оскільки було проведено 1000 циклів навчання на етапі підстроювання) карту радіаційного фону на контрольованій території. Нейрони вихідного топологічного

де $a(i, q)$ – елемент виходу нейронної мережі; $D(i, j)$ – відстань між нейронами з номерами i та j відповідно; nd – розмір околу нейрона-переможця. Таким чином, вага нейрона-переможця змінювалася пропорційно половині значення параметру швидкості навчання, а вага сусідніх нейронів – пропорційно половині значення цього параметру для нейрона-переможця. Параметр швидкості навчання нейронів на етапі впорядкування дорівнював $olr = 0,9$; число циклів навчання на етапі підстроювання було обрано: $osteps = 1000$; параметр швидкості на етапі підстроювання дорівнював $tlr = 0,02$; розмір околу на етапі підстроювання $tnd = 1$ (один нейрон); відстань між нейронами ($dist$) було обрано евклідовою; максимальне координатне зміщення $boxdist = 250$ м відповідало топології розміщення нейронів на рис. 2. На етапі підстроювання проводилося точне підстроювання ваг, коли значення параметрів швидкості навчання були набагато менше початкових, так що наприкінці навчання вчилися лише нейрони-переможці.

На рис. 3 показано нейронну карту на етапі впорядкування після 10 циклів навчання.

Рис. 3 свідчить про те, що SOM почала організовуватися в 25 кластерів відповідно до топології вхідного простору, який обмежений 25 вхідними векторами – даними спостережень.

На рис. 4 наведено нейронну карту на етапі підстроювання після 200 циклів навчання. Ця карта більш рівномірно розподілена по вхідному простору.

Рис. 4. Один з етапів процесу підстроювання нейронної мережі. Точки – центри кластерів. Шкала в мкР/год

шару допомогли доповнити дані спостережень (заповнити пропуски в даних).

Рис. 5 свідчить про те, що точність карти радіаційного фону за кількістю ліній рівня не гірша за 0,25 мкР/год, що приблизно в чотири рази менше ціни відліку дозиметра. Це якісно можна пояснити тим, що кількість активних нейронів на рис. 2 у чотири рази перевищувала кількість точок спостережень. Причому якість цієї карти набагато вища, ніж карти, побудованої на основі тих самих даних методом регресійної картографії (Гетманець та ін., 2020). Точність карти можна підвищити, збільшивши кількість початкових активних нейронів і кількість циклів навчання в програмі.

Відзначимо, що найвища потужність дози (17 мкР/год) спостерігалася в точці № 23 на в'їзді на Харківський міст (причини цього пов'язані з транспортним потоком та вибором будівельних матеріалів і обговорю-

ються окремо в роботі (Гетманець та ін., 2020)), а найнижча (11 мкР/год) у точці № 21 на Гімназійній набережній за річкою Харків. Був також виявлений "острівець" низької потужності дози між точками № 5, № 16 і № 18 у сквері на стрілці річок Лопань і Харків.

Відмінність і перевага методу самонавчальних нейронних мереж порівняно з методами регресійної картографії полягає в тому, що число початкових активних нейронів може бути вибрано дуже великим. Нейронні мережі в процесі навчання перебудовуються під впливом векторів входу – результатів точкових вимірювань і

об'єднуються в кластери, заповнюючи практично весь простір контрольованої зони, зберігаючи топологічну подібність, і на кінцевому етапі навчання утворюють карту поля екологічних забруднень з будь-якою заданою точністю. Іншою відмінністю методу самонавчальних нейронних мереж порівняно з методами кластерного аналізу є те, що він є динамічним, тому що в процесі навчання значення вектора ваги нейрона-переможця і найближчих сусідніх нейронів безперервно змінюються, наближаючись до значення вхідних векторів – даних спостережень.

Рис. 5. Карта радіаційного фону на контрольованій території.
Точки – центри кластерів; хрестики – нейрони вихідного шару.
Цифрами позначені номери точок спостережень згідно з рис. 1. Шкала в мкР/год

Висновки. Отже, у даній роботі доведено можливість застосування методу самонавчальних нейронних карт (SOM) для побудови безперервної картини рівня екологічних забруднень на місцевості за результатами вимірювань значень показника деякого абіотичного фактора в кінцевому числі точок спостережень всередині контрольованої території. Показано, що даний метод є більш точним і надійним порівняно з методами регресійної картографії та кластерного аналізу, від яких він принципово відрізняється своєю динамічністю. Можливості істотного поліпшення точності розглянутого методу полягають у збільшенні кількості початкових активних вузлів-нейронів на карті місцевості, а також числа ітерацій у процесі їх навчання

Список використаних джерел

- Антропов, К., Казамер, Ю., Вараксин, А. (2010). Описание пространственного распределения загрязнения атмосферного воздуха промышленного центра методом Land Use Regression (обзор). *Экологические системы и приборы*, 1, 28–41.
- Василенко, Г., Тараторин, А. (1986). Восстановление изображений. М.: Радио и связь.
- Гетманець, О.М., Гордієнко, В.Г., Дроздов, О.О., Пеліхатий, М.М. (2010). Спосіб радіаційного моніторингу місцевості у режимі реального часу. (Україна). *Патент на корисну модель 50154, МПК G01T1/167. u200912882*; заявл. 11.12.2009. *Бюл. № 10*.
- Гетманець, О., Пеліхатий, Н. (2016). Разработка алгоритма построения поля радиационного фона. *Вісник Харківського національного університету ім. В. Каразіна: Екологія*, 14, 41–45.
- Гетманець, О., Іванова, К., Пеліхатий, М. (2017). Модель побудови поля радіаційного фону. *Вісник Харківського національного університету ім. В. Каразіна: Екологія*, 17, 99–105.
- Гетманець, О.М. (2018). Спосіб радіаційного моніторингу місцевості в режимі реального часу. (Україна). *Патент на корисну модель 125329, МПК G01T1/167. u201711031*; заявл. 13.11.2017. *Бюл. № 9*.
- Гетманець, О., Некос, А., Пеліхатий, М. (2019). Кластерний аналіз і радіаційний моніторинг довкілля. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Геологія*, 3 (86), 75–79.
- Гетманець, О., Пеліхатий, М., Переверзев, Б. (2020). Дослідження радіаційного фону на території історичного центру м. Харкова. *Вісник Харківського національного університету ім. В. Каразіна: Екологія*, 22, 54–64.

- Ежов, А., Шумский, С. (1998). Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе. М.: ИНТУИТ.
- Ефименко, Г., Синица, А. (2017). Нейронные сети в MatLab. *Digitatory*, 2017. Отримано 07.09.2020, з <https://digitatory.ru/> / 508.
- Некос, В., Юшманова, І., Пеліхатий, М. (2007). Розробка систем радіаційного моніторингу довкілля. *Журнал наукових праць: Людина і довкілля. Проблеми неоекології*, 9, 52–62.
- Некос, В., Пеліхатий, М., Юшманова, І. (2008). Методи і алгоритми визначення радіаційного стану довкілля. *Журнал наукових праць: Людина і довкілля. Проблеми неоекології*, 1–2 (11–12), 90–98.
- Некос, В., Гетманець О., Пеліхатий Н. (2009). Алгоритмы радиационного мониторинга местности в режиме реального времени. *Журнал науковых праць. Людина і довкілля. Проблеми неоекології*, 2 (13), 7–13.
- Уоссермен, Ф. (1992). Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. М.: Мир.
- Hill, T., Lewicki, P., Lewicki, P. (2006). *Statistics: Methods and Applications: A Comprehensive Reference for Science, Industry and Data Mining*. Tulsa Okla UK: StatSoft Ltd.
- Kohonen, T. (1995). *Self-Organizing Maps*. Berlin: Springer-Verlag.
- Neter, J., Wasserman, W., Kutner, M.H. (1985). *Applied linear statistical models: regression, analysis of variance, and experimental designs*. New York: R.D. Irwin.

References

- Antropov, K., Kazamer, Yu., Varaksyn, A. (2010). Opysanye prostranstvennogo raspredeleniya zagriazneniya atmosfernogo vozdukhа promyshlennogo centra methodom Land Use Regression (obzor). *Ekologicheskiye systemy i pribory*, 1, 28 – 41. [In Russian]
- Efymenko, H., Synytsa, A. (2017). Neironnye sety v MatLab. *Digitatory*, 2017. Retrieved 07.09.2020, from [// digitatory.ru/](https://digitatory.ru/) / 508. [In Russian]
- Ezhov, A., Shumskiy, S. (1998). *Neirokompiuting y ego prymerenye v ekonomyke y byznese*. M.: INTUIT. [In Russian]
- Getmanets, O.M., Gordienko, V.G., Drozdov, A.A., Pelikhatyi, M.M. (2010). Sposib radiatsiynogo monitoringu mistsevoosti u rezhymy realnoho chasu. (UA). *Certificate of authorship 50154, MPK G01T1/167. u200912882*; declared 11.12.2009. *Bulletin No 10*. [In Ukrainian]
- Getmanets, O., Pelykhatyi, N. (2016). Razrabotka alhorytma postroeniya polia radyatsyonnogo fona. *Visnyk of V. Karazin National University of Kharkiv: Ecology*, 14, 41 – 45. [In Russian]
- Getmanets, O., Ivanova, K., Pelikhatyi, M. (2017). Model pobudovy polia radiatsiynogo fonu. *Visnyk of V. Karazin National University of Kharkiv: Ecology*, 17, 99 – 105. [In Ukrainian]
- Getmanets, O.M. (10.05.2018). Sposib radiatsiynogo monitoringu mistsevoosti u rezhymy realnoho chasu. (UA). *Certificate of authorship 125329, MPK G01T1/167. u201711031*; declared 13.11.2017. *Bulletin No 9*. [In Ukrainian]

Getmanets, O., Nekos, A., Pelikhatyi, M. (2019). Clasternyi analiz i radiatsiyni monitoring dovkillia. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 3 (86), 75 – 79. [In Ukrainian]

Getmanets, O., Pelikhatyi, M., Pereverziev, B. (2020). Doslidzhennia radiatsiynogo fonu na terytorii istorychnoho tsentru m. Kharkova. *Visnyk of V. Karazin National University of Kharkiv: Ecology*, 22, 54 – 64. [In Ukrainian]

Hill, T., Lewicki, P., Lewicki, P. (2006). *Statistics: Methods and Applications: A Comprehensive Reference for Science, Industry and Data Mining*. Tulsa Okla UK: StatSoft Ltd.

Kohonen, T. (1995). *Self-Organizing Maps*. Berlin: U. Springer-Verlag.

Nekos, V., Yushmanova, I., Pelikhatyi, M. (2007). Rozrobka system radiatsiynoho monitoringu dovkillia. *Journal naukovykh prats: Liudyna i dovkillia. Problemy neoeologii*, 9, 52 – 62. [In Ukrainian]

Nekos, V., Pelikhatyi, M., Yushmanova, I. (2008). Metody i alhorytmy vyznachennia radiatsiynoho stanu dovkillia. *Journal naukovykh prats: Liudyna i dovkillia. Problemy neoeologii*, 1–2 (11–12). 90 – 98. [In Ukrainian]

Nekos, V., Getmanets O., Pelykhatyi N. (2009). Alhorytmy radyatsiynoho monitorynha mestnosti v rezhyme realnogo vremeni. *Journal naukovykh prats. Liudyna i dovkillia. Problemy neoeologii*, 2 (13), 7–13. [In Russian]

Neter, J., Wasserman, W., Kutner, M. H. (1985). *Applied linear statistical models: regression, analysis of variance, and experimental designs*. New York: R.D. Irwin.

Uossermen, F. (1992). *Neirokompiuternaia tekhnika: Teoriya y praktyka*. M.: Mir. [In Russian]

Vasylenko, H., Taratyn, A. (1986). *Vosstanovleniye yzobrazheniy*. M.: Radyo i sviaz. [In Russian]

Надійшла до редколегії 22.12.2020

O. Getmanets, Cand. Sci. (Phys.-Math.), Assoc. Prof.,
E-mail: getmanets54@gmail.com;
M. Pelikhatyi, Dr. Sci. (Phys.-Math.), Prof.,
E-mail: nikolay42@gmail.com;
V. Karazin Kharkiv National University
6, Svobody Square, Kharkiv, 61022, Ukraine

SELF ORGANIZING NEURAL MAPS IN THE PROBLEMS OF ECOLOGICAL MONITORING

There is a certain problem in ecological monitoring of the environment state according to the measured values of a certain abiotic factor. Namely, how to build a continuous map of environmental pollution throughout the controlled area, based on the results of measurements carried out at a finite number of points inside the controlled territory. The aim of the work is to study the possibility of using the method of self organizing neural maps (SOM) for the problems of the ecological monitoring of the environment, and specifically for building an accurate continuous map of environmental pollution on the ground. The materials and methods of researches are the results of measurements the ambient equivalent of the continuous X-ray and gamma radiation dose rate on a territory of the historical center of Kharkiv has been used as research materials; processing of the obtained data by SOM's methods using MatLab 8.1 and STATISTICA 10 computer programs has been done. Results: in the process of 1000 self-learning cycles of a neural network of 100 initial active neurons randomly located on the controlled area map, 25 neural clusters have been obtained, the coordinates of the centers of which practically coincided with the 25 control points coordinates. A continuous map of the background radiation on the controlled area has been built. The accuracy of this map was no worse than 0.25 $\mu\text{R}/\text{hour}$. Conclusions: the possibility of using the SOM methods to build a continuous map of the level of environmental pollution on the ground based on the results of measuring the values of a certain abiotic factor in a finite number of points has been proven. It has been proven that this method is more accurate compared to the methods of regression mapping and cluster analysis, from which it is essentially different. The possibilities for a significant improvement in the accuracy of the method lie in increasing the number of initial neurons on the terrain map and the number of iterations during their training.

Keywords: ecological monitoring, X-ray and gamma radiation, neural network algorithms, self organizing neuron maps, SOM.

O. Гетманец, канд. физ.-мат. наук, доц.,
E-mail: getmanets54@gmail.com;
Н. Пелихатый, д-р физ.-мат. наук, проф.,
E-mail: nikolay42@gmail.com;
Харьковский национальный университет им. В. Каразина,
Пл. Свободы, 6, г. Харьков, 61022, Украина

САМООБУЧАЮЩИЕСЯ НЕЙРОННЫЕ КАРТЫ В ЗАДАЧАХ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА

При проведении экологического мониторинга состояния окружающей среды по измеренным значениям некоторого абиотического фактора существует проблема: как на основании результатов измерений, проведенных в конечном числе точек внутри контролируемой зоны, построить непрерывную карту экологических загрязнений на всей контролируемой территории. Цель работы: исследование возможности применения метода самообучающихся нейронных карт (Self Organizing Map – SOM) для задач экологического мониторинга окружающей среды, а именно – для построения точной непрерывной карты экологических загрязнений на местности. Алгоритм работы SOM включает следующие шаги: 1) размещение на карте всей контролируемой территории начальной активной нейронной сети заданной топологии с заранее определенным числом узлов-нейронов; 2) выбор входного вектора из набора данных наблюдений; 3) нахождение наиболее близкого значения вектора веса узла-нейрона ("нейрона-победителя") на карте; 4) определение количества ближайших соседних нейронов к нейрону-победителю; 5) непосредственное обучение сети, в ходе которого значения векторов веса нейрона-победителя и ближайших соседних нейронов постепенно меняются, приближаясь к значению векторов веса входных нейронов – данных наблюдений; 6) определение ошибки карты. Материалы и методы исследований: в качестве материалов исследований были использованы результаты измерений Ambientного эквивалента мощности дозы непрерывного рентгеновского и гамма-излучения на территории исторического центра г. Харьков; обработка полученных данных проводилась методами SOM с помощью компьютерных программ MatLab 8.1 и STATISTICA 10. Результаты: в процессе 1000 циклов самообучения нейронной карты из 100 начальных активных нейронов, размещенных случайным образом на карте контролируемой местности, было получено 25 нейронных кластеров, координаты центров которых практически совпадали с координатами 25 точек наблюдений. Таким образом, была построена непрерывная карта радиационного фона на контролируемой территории. Точность карты была не хуже 0,25 мкР/час. Выводы: в работе доказана возможность применения метода самообучающихся нейронных карт (SOM) для построения непрерывной карты уровня экологических загрязнений на местности по результатам измерений значений некоторого абиотического фактора в конечном числе точек. Доказано, что данный метод является более точным по сравнению с методами регрессионной картографии и кластерного анализа, от которых он принципиально отличается. Возможности существенного улучшения точности метода заключаются в увеличении количества начальных нейронов на карте местности и количества итераций в процессе их обучения.

Ключевые слова: экологический мониторинг, рентгеновское и гамма-излучение, нейросетевые алгоритмы, самообучающиеся нейронные карты, SOM.