

УДК 004.42

Л. А. Савицька, Н. В. Добровольська, В. О. Кондратюк

## ПРОГРАМНИЙ МОДУЛЬ ПОПЕРЕДНЬОГО ДІАГНОСТУВАННЯ ПАЦІЄНТІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ КОХОНЕНА

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

**Анотація.** Як відомо, діагностування – це надважливий аспект в процесі відновлення здоров'я. Коли пацієнт звертається з певними скаргами за медичною допомогою, то в більшості випадків, кожний лікар призначить йому загальний або розширений (біохімічний) аналіз крові. Це є базова діагностична процедура. Загальний аналіз дозволить встановити відповідний факт порушення в роботі організму. Біохімічний же аналіз крові надасть вже більш точну інформацію про стан більшості життєво важливих органів, і дозволить оцінити основні обмінні процеси. Високу значимість мають результати аналізу саме на етапі діагностики, і, в подальшому, при моніторингу процесу одужання. Моніторинг потрібен при необхідності контролю ефективності терапії. То ж у статті розглядаються актуальні та важливі питання розробки програмного модуля для попереднього діагностування пацієнтів за аналізом крові. Тому важливим є час виконання та швидкість отримання результатів аналізу крові. Програмний модуль, що пропонується до вашої уваги, має за основу нейронну мережу Кохонена. Так як така нейронна мережа є мережею, що навчається, то вона стає відмінним помічником в нашій задачі в цілому та й при подальшому діагностуванні. Діагностування відбувається на основі результатів аналізу, при цьому зберігається велика кількість важливих параметрів при достатньо швидкій роботі алгоритму. Отже, цей програмний модуль необхідний для збільшення достовірності попереднього діагностування, відносно конкурентів, а також, для достатньо великої економії часу лікарів і пацієнтів за рахунок швидкості роботи алгоритму. У статті наведено структуру, математичну модель та порядок функціонування нейронної мережі Кохонена. Розглянуто архітектуру програмного модуля нейронної мережі. Розроблено алгоритм функціонування програмного модуля, та й вже готового додатку.

**Ключові слова:** нейронна мережа кохонена, програмний модуль, діагностування пацієнтів.

**Abstract.** As you know, diagnosis is an extremely important aspect in the process of restoring health. When a patient seeks medical help with certain complaints, in most cases, each doctor will prescribe a general or extended (biochemical) blood test. This is a basic diagnostic procedure. A general analysis will allow establishing the corresponding fact of a violation in the body's work. Biochemical analysis of blood will provide more accurate information about the state of most vital organs, and will allow to evaluate the main metabolic processes. The results of the analysis are of high importance precisely at the stage of diagnosis, and, subsequently, when monitoring the recovery process. Monitoring is necessary if it is necessary to control the effectiveness of therapy. At the same time, the article deals with current and important issues of developing a software module for preliminary diagnosis of patients by blood analysis. Therefore, the time of execution and the speed of obtaining blood test results are important. The program module offered to your attention is based on the Kohonen neural network. Since such a neural network is a learning network, it becomes an excellent assistant in our task as a whole and in further diagnostics. Diagnosis is based on the results of the analysis, while a large number of important parameters are preserved with sufficiently fast operation of the algorithm. Therefore, this software module is necessary to increase the reliability of preliminary diagnosis, relative to competitors, and save time for doctors and patients. The article describes the structure, mathematical model and order of functioning of Kohonen's neural network. The architecture of the neural network software module is considered. An algorithm for the functioning of the software module and the ready-made application has been developed.

**Key words:** Kohonen neural network, software module, patient diagnosis.

**DOI:** <https://doi.org/10.31649/1999-9941-2023-56-1-66-74>.

### Вступ

Традиційний процес діагностування пацієнтів у лікарнях є доволі тривалим та багатостадійним – хворий має пройти реєстрацію, консультацію у сімейного лікаря, отримати направлення до лікаря-спеціаліста, який з деякою ймовірністю може визначитись хибно стосовно реальної хвороби пацієнта. Щоб підтвердити або спростувати діагноз потрібно пройти низку аналізів, що може призвести через довготривалість цього процесу до загострення хвороби або поставлення хибного діагнозу.

Також є недостатньо ефективними наявні автоматизовані методи діагностики, так як більшість систем орієнтована на визначення якогось конкретного захворювання, що за специфікою медичної галузі, має високу ймовірність виявитись хибним, а також, мають невиправдану складність використовуваних алгоритмів та їх програмну реалізацію, та й можуть використовуватись лише медичними фахівцями.

### Актуальність

Відсутність точних, загальнодоступних та швидких програмних засобів діагностування є причиною невірної визначення хвороб пацієнтів у лікарнях, витрат часу на очікування у чергах, реєстрацію та проведення непотрібних аналізів. У даній ситуації бажаним є створення програмного засобу для діагностування пацієнтів, що зможе забезпечити високу достовірність та швидкодію діагностування різноманітних хвороб, який не потребує спеціального апаратного забезпечення для свого функціонування.

### Мета досліджень

Метою статті є підвищення достовірності попереднього медичного діагностування пацієнтів за рахунок створення програмного модуля кластеризації пацієнтів на основі нейронної мережі Кохонена за аналізом крові.

### Постановка задач

Загальний аналіз крові – це лабораторне дослідження, що включає підрахунок всіх видів клітин крові (лейкоцитів, еритроцитів, тромбоцитів), визначення їх параметрів, лейкоцитарної формули, вимірювання рівня гемоглобіну, визначення співвідношення клітинної маси до плазми (гематокрит). При більшості захворювань і профілактичних обстеженнях проводиться загальний аналіз крові і включає в себе 15 показників, кожен з яких при відхиленні від норми сигналізує про наявність певних хвороб.

Програмний модуль повинен забезпечувати швидкість та достовірність визначення попереднього діагнозу, зручність користування, використання доступних апаратних та програмних засобів користування.

Необхідно виконати наступні завдання для досягнення поставленої мети:

- проаналізувати модель попереднього діагностування пацієнтів на основі нейронної мережі Кохонена;
- розробити структуру програмного модуля;
- розробити алгоритм роботи програмного модуля попереднього діагностування пацієнтів.

### Структура та математична модель нейронної мережі Кохонена

Мережа Кохонена використовує неконтрольоване навчання, а навчальна множина складається лише із значень вхідних змінних. Розпізнаючи кластери в навчальних даних, мережа розподіляє дані до відповідних кластерів. І якщо в подальшому мережа зустрічається з набором даних, що не схожі ні з одним із відомих зразків, тоді вона переносить його до нового кластеру. Якщо ж в даних містяться мітки класів, тоді мережа може вирішувати задачі класифікації. Мережі Кохонена можна використовувати і в задачах, де класи відомі – перевага буде у спроможності мережі виявляти подібність між різноманітними класами [1].

Мережа Кохонена має всього два шари: вхідний і вихідний, що називають самоорганізованою мапою. Елементи мапи розташовуються в деякому просторі – як правило двовимірному (рис. 1).

Методом послідовних наближень навчається мережа Кохонена. Обирається випадковим чином вихідне розташування центрів, а потім алгоритм поступово вже покращується для кластеризації навчальних даних.

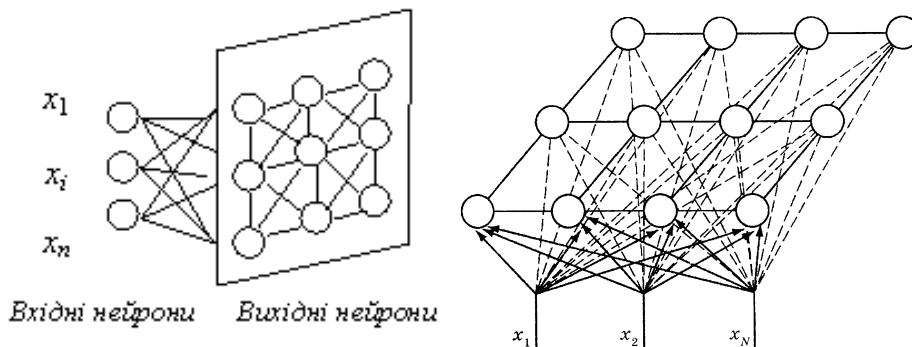


Рисунок 1 – Двовимірна структура мережі Кохонена

Основний ітераційний алгоритм Кохонена традиційно проходить послідовно ряд епох. На кожній з цих епох опрацьовується якийсь один навчальний приклад. Далі - вхідні сигнали - вектори дійсних чисел – послідовно пред'являються до мережі. Не визначаються бажані вихідні сигнали. Синаптичні ваги мережі визначають кластери після пред'явлення достатньої кількості вхідних векторів. А ваги організуються так, що топологічно близькі вузли є чутливими до схожих вхідних сигналів[3].

Для реалізації алгоритму необхідно визначити зону сусідства нейронів (окіл нейрона-переможця). На рис. 2 показано зони топологічного сусідства нейронів на карті ознак в різні моменти часу.  $NE_j(t)$  – множина нейронів, які є сусідами нейрона  $j$  у момент часу  $t$ . Зони сусідства зменшуються з часом.

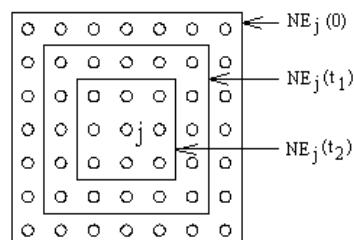


Рисунок 2 – Зони топологічного сусідства на карті ознак у різні моменти часу

Потенціями функціями сусідства можуть бути визначені такі:

а) функція «мексиканський капелюх», яка обчислюється за формулою (рис. 3);

$$f_{\text{gauss2}}(d, \sigma) = \left(1 - \left(\frac{d}{\sigma}\right)^2\right) \cdot e^{-\left(\frac{d}{\sigma}\right)^2}$$

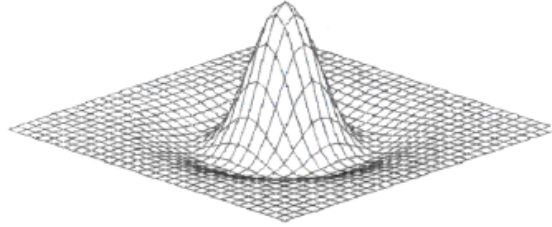


Рисунок 3 – Функція «мексиканський капелюх»

б) дзвоноподібна функція Гауса, яка обчислюється за формулою (рис. 4);

$$f_{\text{gauss1}}(d, \sigma) = e^{-\frac{d^2}{2\sigma^2}},$$

де  $\sigma^2$  – дисперсія відхилення;

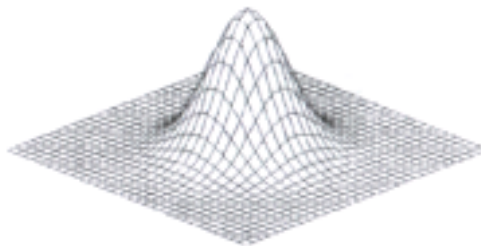


Рисунок 4 – Дзвоноподібна функція Гауса

в) косинусоїдна функція, яка обчислюється за формулою (рис. 5);

$$f_{\text{cos}}(d, \sigma) = \begin{cases} \cos\left(\frac{d\pi}{2\sigma}\right), & d < \sigma; \\ 0, & d \geq \sigma; \end{cases}$$

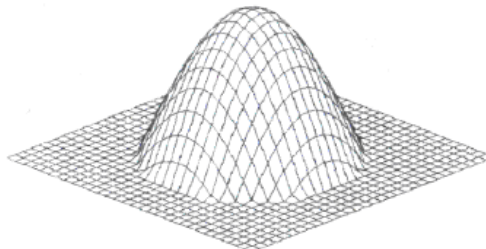


Рисунок 5 – Косинусоїдна функція

г) циліндрична функція, яка обчислюється за формулою (рис. 6);

$$f_{cylinder}(d, \sigma) = \begin{cases} 1, & d < \sigma; \\ 0, & d \geq \sigma; \end{cases}$$

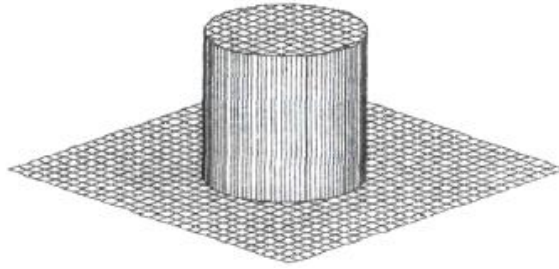


Рисунок 6 – Циліндрична функція

д) конусоподібна функція, яка обчислюється за формулою (рис. 7);

$$f_{cone}(d, \sigma) = \begin{cases} 1 - \frac{d}{\sigma}, & d < \sigma; \\ 0, & d \geq \sigma; \end{cases}$$

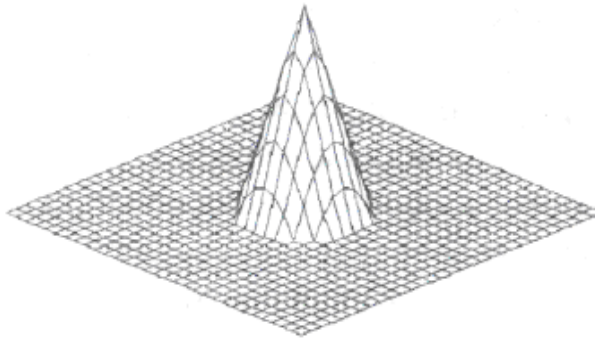


Рисунок 7 – Конусоподібна функція

е) функція «французький капелюх», яка обчислюється за формулою (рис. 8);

$$h(p) = \begin{cases} 1, & |p| \leq \alpha, \\ -\frac{1}{3}, & \alpha < |p| \leq 3\alpha \\ 0, & |p| \geq 3\alpha \end{cases}$$

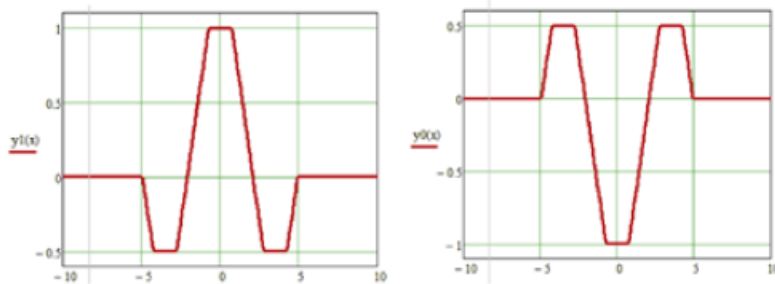


Рисунок 8 – Функція «французький капелюх»

### Порядок функціонування нейронної мережі Кохонена

Загальний алгоритм функціонування мережі Кохонена:

1. Ініціалізація (створення) мережі. Ваговим коефіцієнтам мережі надаються малі випадкові значення.
2. Пред'явлення мережі нового вхідного вектору.
3. Обчислення відстані вхідного вектора до всіх нейронів мережі:  
Відстані  $d_j$  від вхідного вектору до кожного нейрона  $j$  визначаються за формулою .

$$d_j = \sum_{i=1}^N (x_i(t) \cdot w_{ij}(t))^2$$

де  $x_i$  –  $i$ -ий елемент вхідного сигналу в момент часу  $t$ ,  $w_{ij}(t)$  – вага зв'язку від  $i$ -го елемента вхідного сигналу до нейрона  $j$  у момент часу  $t$ .

1. Вибір нейрона з найменшою відстанню (рис. 9):  
Вибирається нейрон-переможець  $j^*$ , для якого відстань  $d_j$  мінімальна.

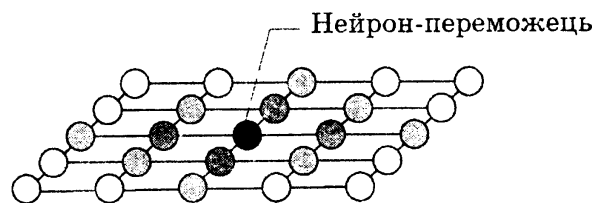


Рисунок 9 – Нейрон-переможець на шарі мапи Кохонена

2. Налаштування ваг нейрона  $j^*$  і його сусідів (рис. 10):

Робиться налаштування ваг для нейрона  $j^*$  і всіх нейронів з його околу. Нові значення ваг обчислюються за формулою .

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + r(t)(x_i(t) - w_{ij}(t))$$

де  $r(t)$  – швидкість навчання, що зменшується з часом (додатне число, менше одиниці).

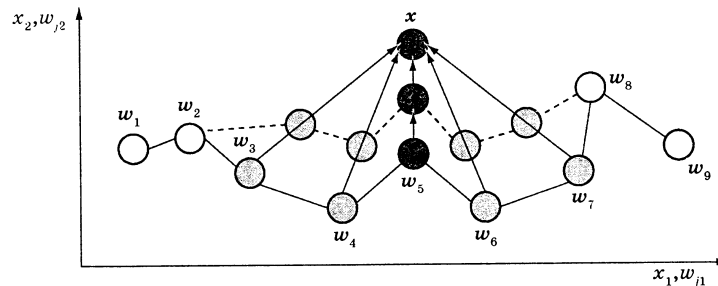


Рисунок 10 – Зміна ваг мапи Кохонена при навчанні

3. Повернення до кроку 2.

В цьому алгоритмі використовується коефіцієнт швидкості навчання, що поступово зменшується для кращої корекції на новій епосі. В результаті позиція центру встановлюється в такій позиції, яка кластеризує задовільним чином приклади, для яких даний нейрон є переможцем.

За допомогою використання поняття околу досягається властивість топологічної впорядкованості в алгоритмі. Окіл (радіус сусідства) – це декілька нейронів, які оточують нейрон-переможець. Розмір околу поступово зменшується, відповідно до швидкості навчання, таким чином, що спочатку до нього належить досить велика кількість нейронів (можливо вся мапа), а вже на самих останніх етапах окіл стає нульовим та складається лише тільки з нейрона-переможця. Корекція застосовується в алгоритмі навчання не тільки до нейрона-переможця, але і до всіх нейронів з його поточного околу. В результаті такої зміни околу, початкові, досить великі ділянки мережі – мігрують у бік навчальних прикладів. Мережа формує

укрупнену вже структуру топологічного порядку, при якій активуються групи нейронів за рахунок схожих прикладів, що знаходяться поруч на топологічній мапі. З кожною новою епохою коефіцієнт швидкості навчання та розмір околу зменшуються, тим самим всередині ділянок мапи виявляють більш тонкі розходження, які, зрештою, призводять до точнішого налаштування кожного нейрона. Навчання часто розбивають на дві фази зумисно: більш тривалу з малою швидкістю навчання і нульовими або майже нульовими околами і більш коротку, з великою швидкістю навчання і великих околів [2].

#### Алгоритм функціонування програмного модуля

Загальний алгоритм роботи програмного модуля попереднього діагностування пацієнтів на основі нейронної мережі Кохонена наведений на рисунку 11.

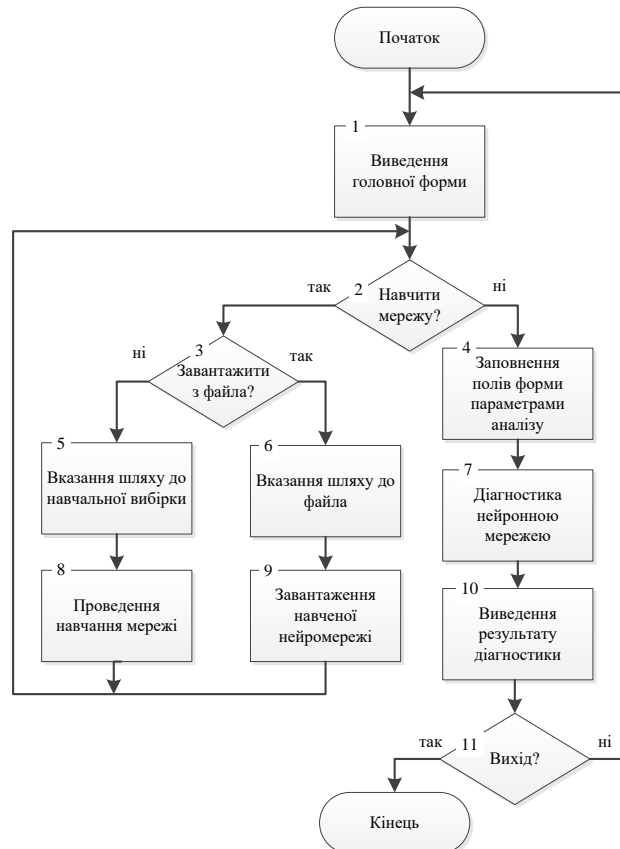


Рисунок 11 – Загальний алгоритм роботи програмного модуля попереднього діагностування пацієнтів на основі нейронної мережі Кохонена

Архітектура розроблюваного програмного модулю попереднього діагностування пацієнтів на основі нейронної мережі Кохонена складається з двох шарів нейронів (рис. 12). Перший шар не є фактично нейронним шаром, він тільки отримує вхідні дані і передає їх на другий шар. Кожен нейрон другого шару має свій вектор ваг, розмірність якого збігається з розмірністю вхідного шару. Нейрони з'єднуються з сусідніми нейронами, що визначає топологію і структуру мапи Кохонена. Нейрони вихідного шару ще називають кластерними елементами, їх кількість визначає максимальну кількість груп, на які система може розділити вхідні дані. Збільшуючи кількість нейронів другого шару, можна збільшувати деталізацію результатів процесу кластеризації. Оскільки програмний модуль буде визначати 12 груп хвороб для чоловіків та 12 для жінок, доцільним є задання кількості нейронів шару Кохонена не менше 24 (по одному нейрону на кожен кластер). А оскільки для надійної роботи мережі потрібно передбачити певну кількість «запасних» нейронів, то оберемо кількість нейронів шару Кохонена 30.

Була проведена модифікація даної мережі, так як стандартна реалізація мережі Кохонена не передбачає визначеної кількості кластерів, та й їх початкові центри приймають випадкові малі значення. Модифікація полягає у попередньому визначенні кількості кластерів та їх центрів, що відповідають відхиленням від норми та нормальним значенням показників загального аналізу крові.

Мережа має два шари: вхідний та вихідний (шар Кохонена) (рис.12). Шар Кохонена складається з певної кількості  $n$  паралельно діючих лінійних елементів. Всі ці елементи мають однакову кількість

входів  $m$  і отримують один і той самий вектор вхідних сигналів  $x=(x_1 \dots x_m)$  на свої входи. На виході  $j$ -го лінійного елемента ми отримуємо сигнал, який розраховується за такою формулою:

$$y_j = w_{j0} \sum_{i=1}^m w_{ji} x_i$$

де  $w_{ji}$  – ваговий коефіцієнт  $i$ -го входу  $j$ -го нейрону,  $w_{j0}$  – пороговий коефіцієнт.

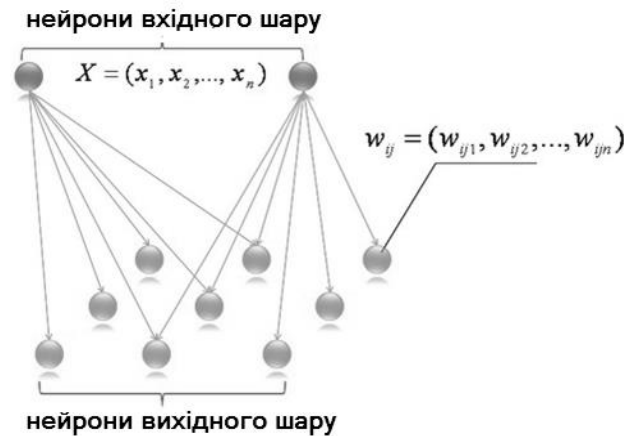


Рисунок 12 – Структура мережі Кохонена розроблюваного програмного модулю

Після проходження шару лінійних елементів сигнали подаються на обробку за таким правилом «переможець забирає все»: серед вихідних сигналів  $y_i$  шукається максимальний; його номер  $j_{\max} = \arg \max_j \{y_j\}$ . Остаточню, на виході сигнал з номером  $j_{\max}$  дорівнює одиниці, а всі інші – нулю. Якщо ж максимум одночасно досягається для декількох  $j_{\max}$ , тоді приймають всі сигнали рівними одиниці.

Навчання розроблюваної мережі відбувається так. На початку роботи визначається кількість кластерів та їх центри. Дана інформація визначена заздалегідь: кількість кластерів становить 30, початкові центри кластерів відповідають наборам показників хвороб для визначених груп хвороб. Потім деякий вхідний вектор із набору навчальних вибирається і встановлюється на вході нейронної мережі. На даному етапі відмінності між всіма векторами та вхідним вектором обчислюються за такою формулою :

$$D_{ij} = |X^l - W_{ij}| = \sqrt{(x_1 - w_{ij1})^2 + \dots + (x_n - w_{ijn})^2}$$

де  $i$  та  $j$  – це показники нейронів у вихідному шарі. Після чого нейронна мережа вже обирає нейрон-переможець із переліку визначених центрів кластерів, тобто саме такий, щоб його ваговий вектор був схожий на вхідний за формулою:

$$D(k_1, k_2) = \min_{i,j} D_{i,j}$$

де  $k_1$  та  $k_2$  – показники нейрона-переможця. Після чого проводиться корекція вагових векторів переможця та сусідніх з ним нейронів. Близькі до переможця нейрони визначаються топологічною функцією сусідства «Мексиканський капелюх», яка розраховується за формулою:

$$h(p, t) = \exp\left(-\frac{p^2}{\sigma^2(t)}\right) \left(1 - \frac{2}{\sigma^2(t)} p^2\right)$$

де  $p$  – відстань до нейрона переможця, яку можна знайти за формулою :

$$p = \sqrt{(k_1 - i)^2 + (k_2 - j)^2}$$

де  $\sigma$  – функція, яка визначає радіус сусідства. На початку функціонування програмного модуля ця функція включає весь простір сенсорного поля (сітки), та з часом значення її зменшується.

Після обчислення топологічної функції ваги усіх нейронів переобчислюються за формулою.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t)h(p,t)(x^l(t) - w_{ij}(t))$$

де  $\alpha(t)$  – функція швидкості навчання, що змінюється з часом.

Якщо нейрон виявляється переможцем чи сусіднім до нього, тоді його вектор ваг оновлюється або ж залишається незмінним. Нейронна мережа на кожному кроці визначає нейрон, у якого ваговий вектор є найбільш подібним до вхідного, та коригує його ваги та ваги сусідів так, щоб наблизити їх до вхідного вектора (рис. 13) [4].

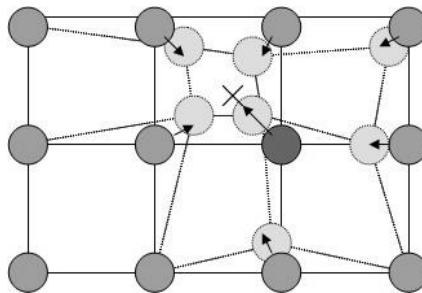


Рисунок 13 – Оновлення нейрона - переможця і його сусідів та «підштовхування» у бік вхідного вектора, який позначений «X» на рисунку. Пунктирні та суцільні лінії визначають ситуацію до та після оновлення нейрону, відповідно.

Нейронній мережі представляється кожен вхідний вектор з навчальної вибірки, і це навчання триває доки різниця між вхідним і ваговим векторами досягне заданого значення  $\epsilon$  або ж деяке фіксоване число циклів. Різниця між сусідніми нейронами зменшується з плином часу, і, отже, вони організуються в групи (кластери), що відповідають одному з класів з навчальної множини.

Для оптимальних розрахунків запропонованої мережі, що використовується при розробці програмного модуля, було введено процедуру попередньої обробки вхідних даних. При такій процедурі величини ознак, які утворюють вхідний вектор, приводяться до де-якого заданого діапазону. Оскільки вихідні значення ознак змінюються в достатньо великому діапазоні, то необхідна нормалізація, тому й існує ймовірність недостатньо коректної роботи цієї нейронної мережі з такими даними. Так, значення, що відрізняються один від одного на кілька порядків можуть міститися в одному вхідному векторі. Наприклад: стандартний рівень гемоглобіну – 120 – 180 г/л, колірний показник – 0,85 – 1,15 %. Такий дисбалансом між значеннями показників може бути викликана погана стійкість роботи моделі, погіршувати результати навчання і уповільнювати весь його процес. Всі значення вхідних ознак будуть приведені до деякого вузького діапазону після нормалізації, тобто – [0 ... 1] що дозволить мережі працювати коректніше з даними [5].

Нормалізація вхідних даних була використана для реалізації запропонованого підходу до діагностування за формулою :

$$y = \frac{(x - x_{\min})(d_2 - d_1)}{x_{\max} - x_{\min}} + d_1$$

де:  $x$  – значення, що підлягає нормалізації;

$[d_1, d_2]$  – інтервал значень  $x$ ;

$[x_{\min}, x_{\max}]$  – інтервал, до якого буде зведено значення  $x$ .

Таким чином, був розроблений алгоритм, за яким буде у подальшому працювати програмний модуль попереднього діагностування пацієнтів на основі нейронної мережі Кохонена.

### Висновки

Попереднє діагностування пацієнтів займає чимало часу та зазвичай має низьку достовірність, що дуже часто призводить до неправильно поставленого діагнозу, чи загострення хвороби. Саме тому було вирішено спроектувати програмний модуль, який забезпечить високу швидкість роботи, достовірність та надійність. Мережа кохонена ідеально підходить для вирішення такої задачі, оскільки навчається за допомогою методу послідовних наближень та виконує задачі кластеризації.

Спроекований програмний модуль забезпечує високу швидкість роботи та достовірність результатів попереднього діагностування пацієнтів. Також перевагою цього модуля є те, що його можна навчати базою пацієнтів, яка належить до тої, чи іншої етнічної групи в певному регіоні, що робить його ще більш універсальним і широкозастосовуваним.

### Список літератури

- [1] В. В. Акіменко, Штучні нейронні мережі в задачах групування та аналізу інформації [Електронний ресурс]. Режим доступу: [http://csc.knu.ua/media/study/asp/art\\_net\\_group\\_inf\\_akimenko/lecture/lec1.pdf](http://csc.knu.ua/media/study/asp/art_net_group_inf_akimenko/lecture/lec1.pdf). Дата зверення: 05.12.2022.
- [2] С. О. Субботін, *Нейронні мережі: теорія та практика: навч. посіб.* Житомир: Вид. О. О. Євенок, 2020, 184 с.
- [3] Teuvo Kohonen, *Self-organizing maps*. Berlin; Heidelberg: New York; Barselona; Hong Kong; London; Milan; Paris; Singapore; Tokyo; Springer, 2001. [Online]. Available: <https://www.amazon.com/Self-Organizing-Maps-Teuvo-Kohonen/dp/3540679219?asin=3540679219&revisionId=&format=4&depth=1>. Accessed on: 05.12.2022.
- [4] E. Oja, S. Kaski, *Kohonen Maps*. Elsevier Science B. V., 1999.
- [5] M. Kantardzic, *Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms*. 2nd edition. John Wiley & Sons, Inc, 2011.
- [6] J. Tan, *Developments in Healthcare Information Systems and Technologies: Models and Methods*. IGI Global, 2010.

Стаття надійшла: 05.12.2022.

### References

- [1] V. V. Akimenko, Shtuchni neironni merezhi v zadachakh hrupuvannia ta analizu informatsii. [Online]. Available: [http://csc.knu.ua/media/study/asp/art\\_net\\_group\\_inf\\_akimenko/lecture/lec1.pdf](http://csc.knu.ua/media/study/asp/art_net_group_inf_akimenko/lecture/lec1.pdf). Accessed on: 05.12.2022 [in Ukrainian].
- [2] S. O. Subbotin, *Neironni merezhi: teoriia ta praktyka: navch. posib.* Zhytomyr: Vyd. O. O. Yevenok, 2020, 184 p. [in Ukrainian].
- [3] Teuvo Kohonen, *Self-organizing maps*. Berlin; Heidelberg: New York; Barselona; Hong Kong; London; Milan; Paris; Singapore; Tokyo; Springer, 2001. [Online]. Available: <https://www.amazon.com/Self-Organizing-Maps-Teuvo-Kohonen/dp/3540679219?asin=3540679219&revisionId=&format=4&depth=1>. Accessed on: 05.12.2022.
- [4] E. Oja, S. Kaski, *Kohonen Maps*. Elsevier Science B. V., 1999.
- [5] M. Kantardzic, *Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms*. 2nd edition. John Wiley & Sons, Inc, 2011.
- [6] J. Tan, *Developments in Healthcare Information Systems and Technologies: Models and Methods*. IGI Global, 2010.

### Відомості про авторів

**Савицька Людмила Анатоліївна** – кандидат технічних наук, доцент кафедри обчислювальної техніки.

**Добровольська Наталія Вікторівна** – кандидат педагогічних наук, доцент кафедри обчислювальної техніки.

**Кондратюк Володимир Олексійович** – студент групи 2КІ-21м, факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії.

L. A. Savytska, N. V. Dobrovolska, V. O. Kondratiuk

## SOFTWARE MODULE FOR PRELIMINARY DIAGNOSIS OF PATIENTS BASED ON KOHONEN NEURAL NETWORK

Vinnitsia National Technical University, Vinnitsia