

УДК 519.7

О. В. Годич, Ю. В. Нікольський*, Ю. М. Щербина
Львівський національний університет ім. І. Франка,
Національний університет "Львівська політехніка",
кафедра "Інформаційні системи та мережі"

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТИПУ SOM ДЛЯ РОЗВ'ЯЗУВАННЯ ЗАДАЧІ ДІАГНОСТУВАННЯ

© Годич О. В., Нікольський Ю. В., Щербина Ю. М., 2002

Considers the Self-Organizing Map and its theoretical background. Technique of the self organization is applied to solve the diagnostic problem in medicine. In particular, the Kohonen model of the Self-Organizing Map is used to classify patients by their individual characteristics.

Розглянуто теорію нейронних мереж, здатних до самоорганізації. Описано теоретичні засади самоорганізації та наведено алгоритм організації Кохонена. Розглянуто використання описаної технологія для розв'язання задачі діагностування у медицині. А саме встановлення діагнозу серцевої недостатності у пацієнтів.

Задача діагностування

Потреба проведення діагностування та отримання правильного діагнозу виникає у багатьох практичних задачах. Зокрема, важливим є вміння розв'язувати задачі діагностування у медицині. Авторами розглянуто задачу встановлення діагнозу пацієнтів на певну форму серцевої недостатності за її симптомами та результатами аналізів. Фрагмент використаних даних наведено у табл. 1.

Таблиця 1

Фрагмент використаних даних

AGE	GENDER	PIK	KHK_AKMK	KV	SK	UA	AA	BE	OH	REW	R_AK	R_MK	R_AKMK	GH	KHKS
53	M	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
65	M	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
63	F	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
62	M	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1

Наявність певної ознаки у пацієнта позначається одиницею, а відсутність – нулем. З табл. 1 видно, що перші два стовпці містять не двійкову інформацію. Перший стовпець відповідає за вік пацієнта, а другий – за стать. Для приведення даних до потрібного вигляду (двійкове представлення), чоловічу стать було замінено на 1, а жіночу – на 0. Вік пацієнтів було розділено на дві категорії: до 55 років і від 55 років включно. Отже, вік у пацієнтів

молодших, ніж 55 років було замінено на 0, а решти – на 1. Фрагмент приведених даних наведено у табл. 2. Вказана таблиця є класичною таблицею прийняття рішень.

Таблиця 2

Фрагмент приведених даних

AGE	GENDER	PIK	KHK_AKMK	KV	SK	UA	AA	BE	OH	REW	R_AK	R_MK	R_AKMK	GH	KHKS
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1

Табл. 1 та 2 містять 16 стовпців. Перші 15 з них містять інформацію про симптоми та результати аналізів пацієнтів. Останній стовпець (KHKS) виділений для ідентифікації захворювання: одиниця відповідає його наявності і є атрибутом прийняття рішень.

Усю множину пацієнтів можна умовно розподілити за ознакою захворювання на дві частини: хворі та здорові пацієнти. Числові характеристики всієї множини пацієнтів наведені у табл. 3.

Таблиця 3

Числові характеристики повної множини пацієнтів

Кількість хворих	Відсоток хворих	Кількість здорових	Відсоток здорових	Загальна кількість
756	21.6%	2744	78.4%	3500

Під задачею діагностування, у розглядуваному випадку, розуміємо встановлення правильної ознаки захворювання пацієнта, ґрунтуючись на переданому векторі ознак. Отже, використовуючи значення із перших 15-ти стовпців, потрібно визначити значення атрибута прийняття рішень з останнього стовпця.

SOM та її здатність до самоорганізації

Для розв'язання описаної задачі було використано спеціальний клас штучних нейронних мереж (ШНМ), відомих як карти, що здатні до самоорганізації (Self-Organizing Map, SOM) [1–3]. Функціонування цих ШНМ базується на конкурентному навчанні: вихідні нейрони ШНМ змагаються один з одним за право бути активованим. Як результат, лише один нейрон може бути активований у кожен момент часу. Вихідний нейрон, який виграв змагання і був активований, називається *нейроном-переможцем* (a winner-takes-all neuron або a winning neuron).

У SOM нейрони розташовуються у вузлах одновимірної чи двовимірної ґратки. Використання ґраток вищої розмірності також можливе, але не поширене. У теорії ШНМ вхідні дані називаються вхідними шаблонами даних (input patterns, stimuli). Нейрони у ґратці налаштовуються для реагування на вхідні шаблони даних відповідно до конкурентного навчання. Нейрони, позиції яких налаштовані таким чином, стають організованими один відносно

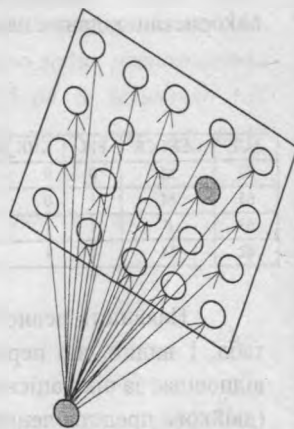


Рис. 1. SOM

одного і утворюють чітко визначені групи для різних ознак (feature) вхідних шаблонів. Отже, SOM характеризується утворенням топографічної карти вхідних шаблонів, у якій позиція нейронів у ґратці вказує на статистичні ознаки вхідних шаблонів даних.

Розробка SOM як моделі ШНМ зумовлена особливою властивістю мозку людини: мозок організований так, що різні сенсорні входи зображені топологічно згрупованими обчислювальними картами (зонами). Наприклад, за слухові та зорові відчуття відповідають різні зони кори мозку. Таким чином, обчислювальні карти є базовими блоками в інфраструктурі оброблення інформації нервовою системою. Використання обчислювальних карт забезпечує такі властивості.

У кожен момент зображення, довільна вхідна частина інформації зберігається у її характерному контексті.

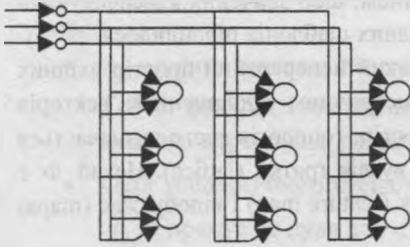


Рис. 2. Двовимірна ґратка

Нейрони, які обробляють близькі за змістом частини інформації, розташовуються разом, і, таким чином, можуть взаємодіяти один з одним за допомогою коротких синаптичних зв'язків.

Нашим завданням є побудова штучної топографічної карти, яка навчається протягом самоорганізації відповідно до нейробіологічних принципів. У цьому контексті важливим є принцип утворення топографічної карти: розташування вихідного нейрона у топографічній

карті відповідає певній галузі знань (domain) чи властивості (feature) даних, отриманих із вхідного простору.

На рис. 1 зображено модель SOM (Kohonen, 1990). Вихідні нейрони організовані у вигляді ґратки. Такий спосіб зображення гарантує, що кожен нейрон має сусідів.

Головна перевага SOM полягає у здатності до перетворення вхідних шаблонів даних довільної розмірності у одно чи двовимірну дискретну карту, та у здатності здійснити таке перетворення адаптивно. На рис. 2 схематично зображена двовимірна ґратка нейронів. Кожен нейрон у ґратці має зв'язки до усіх нейронів у вхідному прошарку ШНМ. Ця неймережа становить неймережу прямого поширення (feedforward) із одним обчислювальним шаром нейронів, організованих у рядки та стовпці.

Алгоритм, який відповідає за самоорганізацію, розпочинає свою роботу з ініціалізації ваг синаптичних зв'язків

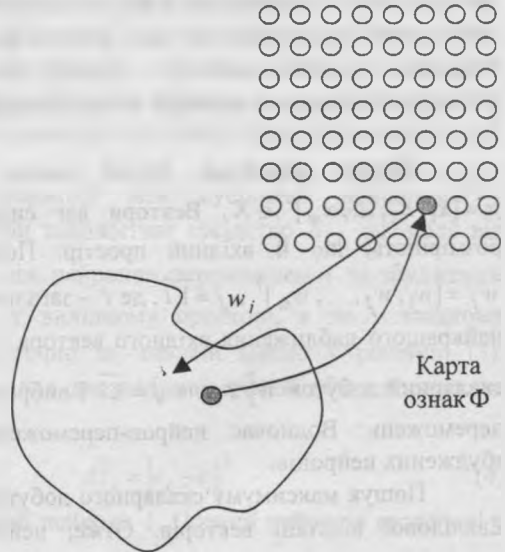


Рис. 3. Зв'язок між картою ознак Φ та ваговим вектором w_i нейрона-переможця i

неймережі. Це може бути здійснено присвоєнням вагам невеликих випадкових значень. Коли ШНМ є ініціалізованою, виділяють три основні процеси формування SOM:

1. *Змагання (competition)*. Для кожного вхідного шаблону нейромарежа обчислює значення класифікуючої функції. Класифікуюча функція забезпечує основу змагання між нейронами. Нейрон, для якого значення класифікуючої функції є найбільшим, оголошується переможцем змагання.

2. *Взаємодія (cooperation)*. Нейрон-переможець визначає місце розташування топологічного сусідства збуджених нейронів, таким чином забезпечуючи основу для взаємодії сусідніх нейронів.

3. *Синаптична адаптація (synaptic adaptation)*. Цей останній процес дозволяє збудженим нейронам збільшити їх значення класифікуючої функції відносно вхідного шаблону. Це забезпечується проведенням коректування ваг синаптичних зв'язків збуджених нейронів. Модифікація проводиться таким чином, щоб значення класифікуючої функції для нейрона переможця на множині подібних вхідних шаблонів підсилювалося.

Апроксимація вхідного простору. Нехай X – деякий неперервний простір вхідних даних розмірності m , топологія якого визначається метричним відношенням векторів $x \in X$. Нехай, далі, A – деякий дискретний вихідний простір, топологія якого визначається компонуванням множини нейронів як обчислювальних вузлів ґратки (lattice). Нехай Φ є нелінійним відображенням, яке називається картою ознак (feature map) і відображає (maps) вхідний простір X на вихідний простір A :

$$\Phi: X \rightarrow A \quad (1)$$

Для деякого вхідного вектора $x \in X$, алгоритм SOM розпочинає своє функціонування із пошуку нейрона з простору A , який найбільш адекватно відповідає вектору x відповідно до реалізації відображення Φ . Ваги синаптичних зв'язків нейронів можуть бути інтерпретовані, як вказівники (pointer) на елементи вхідного простору X , тобто ваги синаптичних зв'язків можуть розглядатися як координати відображень (image) нейронів, спроектованих на вхідний простір. Схематично дія відображення Φ та інтерпретація вагових векторів як вказівників з простору A у простір X , зображено на рис. 3.

Процес змагання. Нехай маємо деякий вхідний шаблон даних (вектор) $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T \in X$. Вектори ваг синаптичних зв'язків нейронів мають ту саму розмірність, що й вхідний простір. Позначимо ваговий вектор для j -го нейрона $w_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jm}]^T$, $j = \overline{1, l}$, де l – загальна кількість нейронів у ґратці. Для знаходження найкращого наближення вхідного вектора x до вагових векторів w_j потрібно обчислити скалярний добуток $w_j^T x$ для $j = \overline{1, l}$ і вибрати найбільший, тим самим визначаючи нейрон-переможець. Водночас нейрон-переможець визначає центр топологічного сусідства збуджених нейронів.

Пошук максимуму скалярного добутку векторів еквівалентний до пошуку мінімуму Евклідової відстані векторів. Отже, нейрон-переможець можна визначити за таким співвідношенням.

$$i(x) = \arg \min_j \|x - w_j\|, \quad j = \overline{1, l} \quad (2)$$

Співвідношення (2) підсумовує процес змагання між нейронами: неперервний вхідний простір шаблонів даних відображається на дискретний вихідний простір нейронів у процесі змагання між нейронами у нейромережі.

Процес взаємодії. Позиція нейрона-переможця у ґратці є центром топологічного сусідства взаємодіючих неройнів. Важливим є питання, яким чином визначається топологічне сусідство. У нейробіології відомий факт взаємодії збуджених нейронів, які відгалужуються від нейрона-переможця. Це спостереження приводить до висновку, що топологічне сусідство нейрона-переможця розташовується навколо нього і поступово спадає зі збільшенням відстані між нейронами. Позначимо топологічне сусідство, центру якого відповідає нейрон i , через $h_{j,i}$. Нехай $d_{j,i}$ є відстанню між нейроном-переможцем i та деяким збудженим нейроном j . Прийmemo, що топологічне сусідство $h_{j,i}$ є унімодальною функцією, аргументом якої відстань $d_{j,i}$. Функція $h_{j,i}$ має задовольняти умови:

- $h_{j,i}$ є симетричною відносно точки максимуму, яка визначається умовою $d_{j,i} = 0$. Тобто, функція топологічного сусідства досягає свого максимального значення для нейрона-переможця, для якого відстань $d_{j,i}$ є нульовою.
- Окіл топологічного сусідства $h_{j,i}$ монотонно зменшується зі збільшенням відстані $d_{j,i}$ і прямує до нуля для $d_{j,i} \rightarrow \infty$. Це є необхідна умова збіжності.

Типовим вибором для $h_{j,i}$, який задовольняє описані вимоги є гаусіан

$$h_{j,i}(x) = \exp\left(-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2}\right), \quad (3)$$

який є інваріантним відносно переносу, тобто є незалежним від розташування нейрона-переможця. Параметр σ називається ефективною шириною топологічного сусідства (див. рис. 4). Він визначає ступінь, до якого збуджені нейрони у близькості від нейрона-переможця братимуть участь у навчальному процесі.

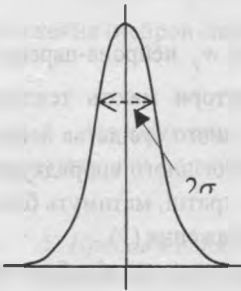


Рис. 4. Функція сусідства Гауса

Для взаємодії між сусідніми нейронами є необхідним, аби топологічне сусідство $h_{j,i}$ залежало від відстані $d_{j,i}$ між нейроном-переможцем i та збудженим нейроном j у вихідному просторі, а не у вхідному просторі. Це точно те, що ми маємо у рівнянні (3). Відстань $d_{j,i}$ для двовимірної ґратки обчислюється як Евклідова.

$$d_{j,i}^2 = \|r_j - r_i\|^2 \quad (4)$$

де r_j відповідає позиції нейрона j , а r_i – позиції нейрона i . Позиції нейронів визначені у дискретному вихідному просторі.

Важливою властивістю алгоритму самоорганізації є те, що топологічне сусідство зменшується (стискається) з часом. Для $h_{j,i}$, описаного формулою (3), цього можна

досягнути зменшенням ефективної ширини σ з часом. Популярним вибором σ як функції часу є співвідношення [5, 6].

$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_1}\right), \quad n = 0, 1, \dots \quad (5)$$

де σ_0 та τ_1 є деякими константа, які задаються при ініціалізації алгоритму самоорганізації.

Таким чином, враховуючи співвідношення (5), можемо записати

$$h_{j,i(x)}(n) = \exp\left(-\frac{d_{j,i}}{2\sigma(n)^2}\right), \quad n = 0, 1, \dots \quad (6)$$

Із збільшенням часової змінної n , тобто із збільшенням кількості ітерацій навчання, ефективна ширина $\sigma(n)$ зменшується експоненціально, і топологічне сусідство, зображене функцією $h_{j,i(x)}(n)$, відповідно звужується. Функцію $h_{j,i(x)}(n)$ називаються функцією сусідства (neighbourhood function).

Процес синаптичної адаптації. Синаптична адаптація забезпечує самоорганізацію карти ознак (feature map). Для того щоб SOM була само організованою, потрібно модифікувати вагові вектори нейронів відповідно до вхідного шаблону даних. Вагові вектори нейронів у ґратці модифікуються відповідно до співвідношення

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \Delta w_j \quad (7)$$

де Δw_j – зміна вагового вектора для нейрона j , і відповідно до алгоритму SOM, обчислюється за формулою

$$\Delta w_j = \eta h_{j,i(x)}(x - w_j) \quad (8)$$

де η є кроком навчання.

Об'єднуючи співвідношення (7) та (8) отримаємо формулу для модифікації вагових векторів у SOM [4, 6], яка застосовується до всіх нейронів ґратки у процесі самоорганізації

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n) h_{j,i(x)}(n)(x - w_j(n)) \quad (9)$$

Співвідношення (9) переміщує вектор синаптичних зв'язків w_j нейрона-переможця j до відповідного вхідного вектора x . Синаптичні вагові вектори мають тенденцію слідувати розподілу вхідних векторів відповідно до зміни топологічного сусідства нейронів у ґратці. Таким чином, процес самоорганізації призводить до топологічного впорядкування карти ознак в тому сенсі, що нейрони, які розташовуються поряд у ґратці, матимуть близькі вагові вектори. Слід відзначити, що співвідношення (9) задає відображення (1).

Крок навчального алгоритму $\eta(n)$ повинен змінюватися з часом, як це відображено у співвідношенні (9). На початку $\eta(n)$ має бути рівним деякому значенню η_0 і поступово зменшуватися з часом. Одним із можливих виборів для обчислення кроку є експонента

$$\eta(n) = \eta_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_2}\right), \quad n = 0, 1, \dots \quad (9)$$

де τ_2 деяка часова константа.

Адаптацію вагових векторів відповідно до формули (9) можна розділити на два етапи: етап організації, або впорядкування (ordering) та етап збіжності (convergence).

1. *Етап організації* триває на початку самоорганізації нейронів, коли відбувається топологічне впорядкування вагових векторів. Дуже важливим тут є вибір параметрів навчання. Крок навчання $\eta(n)$ має бути близьким до 0.1, і з часом має зменшитись до 0.01. Цього можна досягнути вибором констант $\eta_0 = 0.1$ та $\tau_2 = 1000$. Функція сусідства $h_{j,i}(n)$ на початку має охоплювати практично всі нейрони у ґратці, і поступово зменшуватися з часом. Оскільки етап організації може мати велику кількість ітерацій (більше 1000), потрібно, щоб $h_{j,i}(n)$ не дуже зменшилася. Для цього рекомендується покласти константу σ_0 рівну половині радіуса ґратки нейронів і константу $\tau_1 = \frac{1000}{\log \sigma_0}$.

2. *Етап збіжності*. Це є другий етап самоорганізації, який потрібний для остаточного налаштування SOM, тобто забезпечення статистичної квантифікації вхідного простору. У загальному випадку кількість ітерацій на цьому етапі має бути щонайменше у 500 раз більшою за кількість нейронів у ґратці. Крок навчання $\eta(n)$ залишається незмінним після етапу організації нейромережі і має мати не нульове значення. Функція сусідства $h_{j,i}(n)$ повинна мати невелику кількість сусідніх нейронів, і протягом етапу збіжності кількість нейронів, які попадають у топологічне сусідство, може зменшитися до одного.

Алгоритм самоорганізації SOM [3]. Викладені вище міркування можна підсумувати у вигляді алгоритму для навчання SOM.

1. *Ініціалізація (initializing)*. Вибираємо невеликі випадкові значення для ваг синаптичних зв'язків нейронів. Таким чином будуть сформовані вагові вектори $w_j, j = \overline{1, l}$.

2. *Отримання вибірок (sampling)*. Вибираємо випадковим чином деякий вектор x з вхідного простору. Вектор x є активаційним шаблоном даних який подається до SOM.

3. *Перевірка подібності (similarity matching)*. Знаходимо нейрон $i(x)$ найкращого наближення (нейрон-переможець) у момент часу n згідно формули (2):

$$i(x) = \arg \min_j \|x - w_j\|, j = \overline{1, l}.$$

4. *Модифікація (update)*. Коректуємо вагові вектори всіх нейронів у ґратці використовуючи формулу (9):

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n)h_{j,i(x)}(n)(x - w_j(n)).$$

5. *Продовження (continuation)*. Продовжуємо виконання алгоритму з кроку 2, поки не відбудеться помітних змін у карті ознак.

Розв'язання задачі діагностування.

Для застосування описаної технології до розв'язання розглядуваної задачі діагностування із даних, фрагмент яких наведено у таблиці 2, потрібно виділити вхідні вектори. Оскільки кожен пацієнт характеризується 15 ознаками, то вхідний простір X має розмірність $m = 15$. Елементами простору X є двійкові вектори. Таким чином, компоненти $x_i, i = \overline{1, 15}$ векторів $x = [x_1, x_2, \dots, x_{15}]^T \in X$ є значеннями відповідних ознак пацієнтів.

З таблиці 3 видно, що відомо 3500 векторів із вхідного простору, тобто $x^j \in X, j = \overline{1, 3500}$. Для проведення навчання SOM було використано 1200 векторів, що становить 34.28%. Решта векторів використовувалась для перевірки якості встановлення діагнозу. Числові характеристики навчальної та перевіркової множин наведено у таблицях 4 та 5.

Таблиця 4

Числові характеристики навчальної множини пацієнтів

Кількість хворих	Відсоток хворих	Кількість здорових	Відсоток здорових
354	29.5%	846	70.5%

Таблиця 5

Числові характеристики перевіркової множини пацієнтів

Кількість хворих	Відсоток хворих	Кількість здорових	Відсоток здорових
402	17.47%	1898	82.53%

Гратка нейронів SOM (див. рис. 2), яка була використана для розв'язання задачі, має квадратну форму 25×25 вузлів, що становить 625 нейронів. Вхідний шар SOM складається із 15 нейронів, що відповідає розмірності вхідного простору X . Вагові вектори нейронів були ініціалізовані випадковими значенням із проміжку $[0,1]$. Параметри алгоритму самоорганізації SOM були вибрані такі: $\eta_0 = 0.1, \tau_2 = 1000, \sigma_0 = 22.5, \tau_1 = \frac{1000}{\log \sigma_0}$.

Протягом етапу організації карти ознак крок навчання $\eta(n)$ зменшився до 0.01, а до топологічного сусідства нейронів-переможців належала невелика кількість збуджених нейронів (до 30 нейронів). На етапі збіжності крок навчання залишався незмінним, тобто $\eta(n) = 0.01$, а топологічне сусідство нейронів-переможців зменшилося до одного нейрона, тобто самого нейрона-переможця.

Як уже зазначалось, вхідні вектори формують дві множини: та, що відповідає хворим пацієнтам, і та, що відповідає здоровим пацієнтам. Таким чином, карта ознак була розподілена на дві частини, кожна з яких відповідає за відображення векторів із відповідних множин. Для зображення процесу навчання було вибрано по одному вектору із кожної множини, і побудовано графіки функції сусідства в трьох моментах процесу самоорганізації SOM (див. рис. 5, 6).

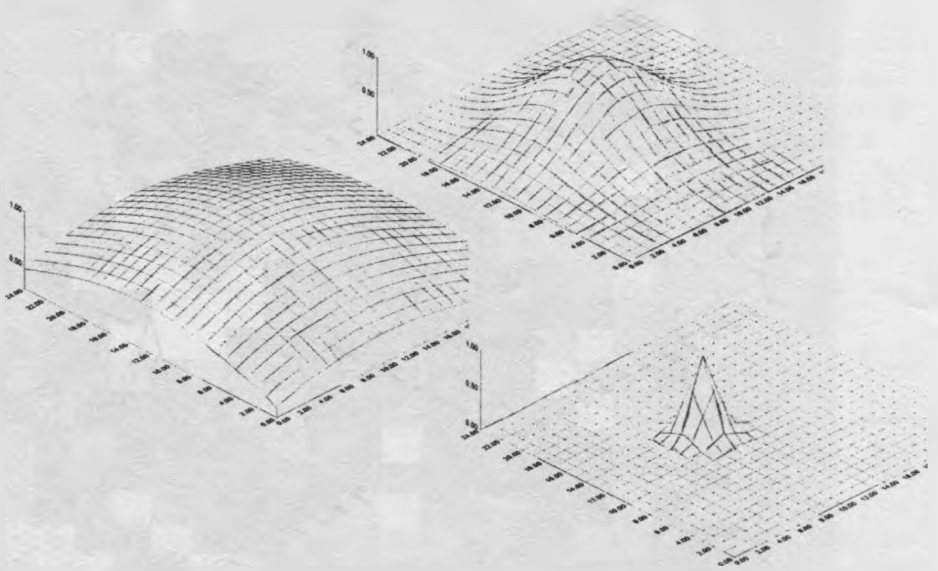


Рис. 5. Модифікація топологічного сусідства нейрона-переможця протягом самоорганізації для вектора $x^* \in X$ з множини хворих пацієнтів. (а) Графік функції сусідства нейрона-переможця у неорганізованій SOM. (б) Графік функції сусідства нейрона-переможця у частково організованій SOM. (с) Графік функції сусідства нейрона-переможця у SOM після завершення етапу самоорганізації.

Топологічне сусідство нейрона-переможця для одного із вхідних векторів $x^* \in X$, який відповідає множині ознак хворого пацієнта, зображено на рис. 5. Графік (а) зображає функцію сусідства $h_{j,i(x^*)}(0)$, яка відповідає нейрону-переможцю $i(x^*)$ у момент часу 0, тобто до початку процесу самоорганізації. Як видно із графіка, топологічне сусідство нейрона-переможця $i(x^*)$ містить практично всі нейрони ґратки. Графік (б) зображає функцію сусідства $h_{j,i(x^*)}(400)$ нейрона-переможця для вже частково організованої карти ознак, а саме, після 400-ї ітерації етапу організації. На (с) зображено графік функцію сусідства $h_{j,i(x^*)}(1000)$ нейрона-переможця, що відповідає останній ітерації етапу організації. Топологічне сусідство нейрона-переможця $i(x^*)$ у цей момент містить біля 30 нейронів. Протягом етапу збіжності, воно зменшилося до одного нейрона, тобто самого $i(x^*)$.

На рис. 6 зображені аналогічні дані, але для деякого вектора $x^* \in X$, який відповідає ознакам здорового пацієнта.

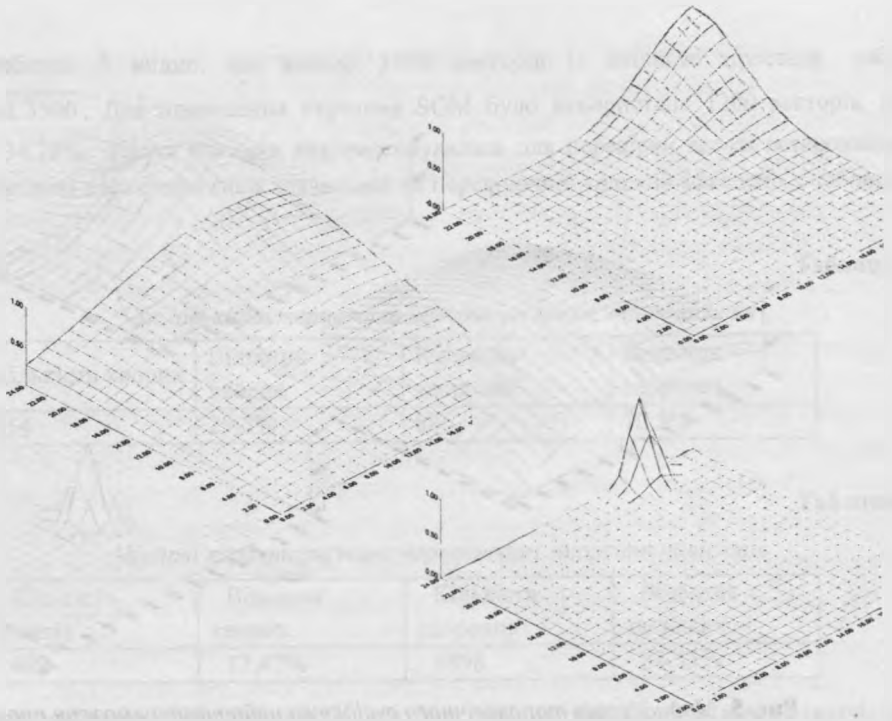


Рис. 6. Модифікація топологічного сусідства нейрона-переможця протягом самоорганізації для вектора $y^* \in X$ з множини здорових пацієнтів. (а) Графік функції сусідства нейрона-переможця у неорганізованій SOM. (б) Графік функції сусідства нейрона-переможця у частково організованій SOM для деякого вектора $y^* \in X$ з множини здорових пацієнтів. (с) Графік функції сусідства нейрона-переможця у SOM після завершення етапу організації.

Відзначимо, що вектори $x^* \in X$ та $y^* \in X$ є типовими представниками відповідних множин пацієнтів. На рис. 5, 6 видно, що карта ознак формується таким чином, що за реагування на хворих пацієнтів відповідає її центральна частина, а за здорових — область навколо центру. Більш чітко це проілюстровано на рис. 7, де зображена карта ознак по завершенню самоорганізації на навчальній множині (таблиця 4).

Результат встановлення діагнозу на робочій множині (таблиця 5) зображено на рис. 8. Зона виділена темною лінією відповідає зоні реагування карти ознак на вхідні вектори $x \in X$, які належать до множини хворих пацієнтів. Поза цією лінією розташовується зона реагування на вхідні вектори $y \in X$, які в свою чергу належать до множини здорових пацієнтів. Комірки зображеної сітки відповідають вузлам ґратки нейронів, тобто самим нейронам. Усі 3500 векторів ознак були пронумеровані від 1 до 3500. Вміст комірок відображає номер вектора ознак на який відреагував відповідний нейрон, а також його належність до однієї із множин: хворих (одиниця) чи здорових (нуль) пацієнтів.

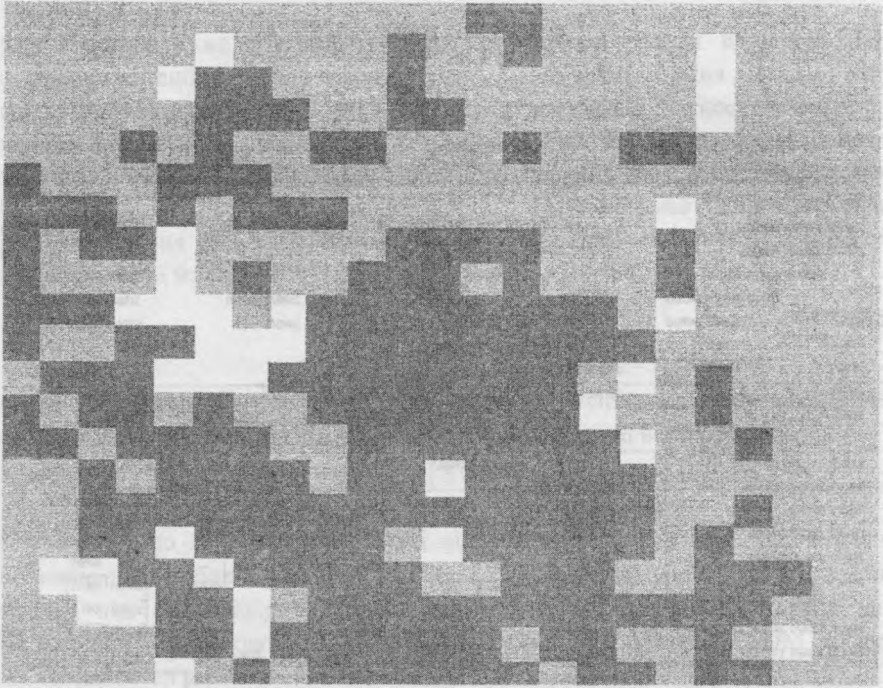


Рис. 7. Карта ознак після самоорганізації. Темно-сірий колір відповідає зоні реагування на вхідні вектори з множини хворих пацієнтів; світло-сірий – зоні реагування на вхідні вектори з множини здорових пацієнтів; білий – невизначеній зоні.

Слід зауважити, що рис. 8. не містить усі елементи робочої множини, оскільки один і той самий нейрон може бути нейроном-переможцем для декількох вхідних векторів. Тому відображається номер останнього вектора на який відреагував відповідний нейрон.

Для оцінки якості було використано такий алгоритм.

1. Ініціалізація. Вводимо набір змінних n_j та m_j , $j = \overline{1, l}$, які асоціюємо із відповідним нейроном J . Введені змінні ініціалізуємо нульовим значенням.
2. Подаємо вектор $x \in X$ на вхід SOM.
3. Знаходимо нейрон-переможця відповідно до формули (2)

$$i(x) = \arg \min \|x - w_j\|, \quad j = \overline{1, l}.$$

4. Якщо поданий вектор x відповідає множині хворих пацієнтів, то зміну $n_{i(x)}$ нейрона-переможця $i(x)$, збільшуємо на одиницю. Якщо ж вектор x відповідає множині здорових пацієнтів, то збільшуємо на одиницю відповідну зміну $m_{i(x)}$.
5. Повторюємо алгоритм із кроку 2 поки не подамо усі вектори.
6. Обчислюємо успішність встановлення діагнозу для кожного із нейронів відповідно до співвідношення:

$$P_i = \frac{\xi(i)}{n_i + m_i} \cdot 100\%, \quad j = \overline{1, l} \quad (10)$$

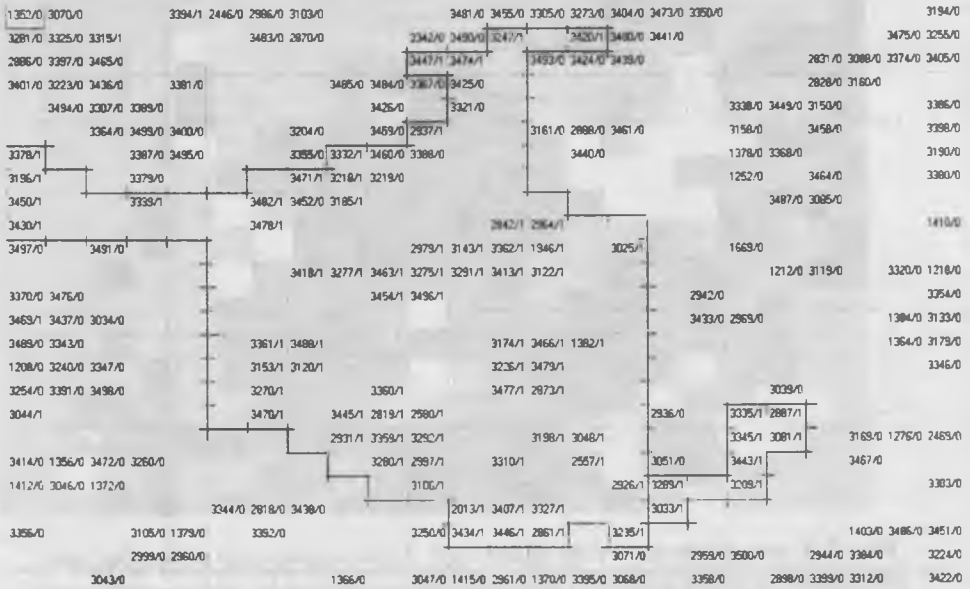


Рис. 8. Реакція карти ознак на робочій множині. Лінією розділені зони реагування на вхідні вектори, що відповідають множинам хворих та здорових пацієнтів.

$$\text{де } \xi(i) = \begin{cases} n_i, & n_i \geq m_i \\ m_i, & n_i < m_i \end{cases}$$

7. Успішності SOM обраховується як усереднена успішність для всіх нейронів:

$$P = \frac{\sum_{j \in J} P_j}{|J|}, \quad (11)$$

де J множина індексів нейронів, які були нейронами-переможцями принаймні для одного поданого вектора, $|J|$ потужність множини J , тобто кількість нейронів-переможців.

Обґрунтуванням цього алгоритму є той факт, що нейрон в організованій SOM реагуватиме більше на вхідні вектори з множини, на яку він був навчений реагувати у процесі побудови карти ознак (самоорганізації). А реагування нейрона на вектори з іншої множини розцінюється як неправильне.

Висновки

Запропонована технологія розв'язування задач діагностування на основі ШНМ, які здатні до самоорганізації, показала високий рівень якості встановлення діагнозу. Результат діагностування для запропонованої множини пацієнтів у задачі діагностування вибраного кардіозахворювання наведено у таблиці 6. Множина пацієнтів була розділена на навчальну та перевіірочну, на кожній з яких проводилось оцінювання якості постановки діагнозу. Перший стовпець таблиці 6 містить відсоток правильно встановлених діагнозів на множині пацієнтів використаних для навчання SOM. Другий – для множини пацієнтів, які не увійшли до навчальної множини, а утворили перевіірочну множину.

Таблиця 6

Успішність діагностування

Відсоток успішності діагностування на навчальній множині векторів ознак	Відсоток успішності діагностування на робочій множині векторів ознак
83.61%	81.92%

Відзначимо, що на робочій множині відбувається погіршення діагностування на 1.69%. Водночас (див. таблиці 4 та 5), відсоток хворих пацієнтів у навчальній множині є на 12.3% вищий, ніж на перевіірочній множині, але результати діагностування на обох множинах залишається адекватними. Цей факт підтверджує здатність SOM до якісного виявлення залежностей між елементами вхідного простору.

Крім запропонованого алгоритму навчання мережі, в якому використано вибір функції методу згідно співвідношення (6), цікавим є порівняння результатів, що можуть бути отримані при інших способах побудови алгоритму з вибором функції $h_{j,i(x)}(n)$. Такими методами є метод Кохонена, стохастичної релаксації, флгоритм SCS та нейронного газу [7]. Крім того, важливо порівняти існуючі підходи до оцінки якості самоорганізації мережі та можливість використання відповідних оцінок на формування критерію зупинки виконання алгоритму на етапі її самоорганізації.

1. Ю. В. Нікольський, О. В. Годич, Ю. М. Щербина. Застосування штучних нейронних мереж для розв'язування задач прогнозування часових послідовностей. // Міжнародна конференція з індуктивного моделювання, Львів 20–25 травня, 2002. Праці. – С. 144-149.
2. Щербина Ю. М, Годич О. В. Методи навчання штучної нейронної мережі. // Вісник Національного університету "Львівська політехніка", №438, с. 160-170.
3. Simon Haykin. *Neural Networks: A comprehensive foundation*. Prentice-Hall, New Jersey, 1999.
4. Kohonen, T., *Exploration of very large databases by self-organizing maps*. // International Conference on Neural Networks, 1997, vol. 1, pp. PL1-PL6, Huston.
5. Obermayer, K., H. Ritter, K. Schuler. *Development and special structure of cortical feature maps: A model study*. // Advances in Neural Information Processing Systems, 1991, vol. 3, pp.11-17, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann.
6. Ritter, H., T. Martinetz, K. Schulten. *Neural Computation and Self-Organizing Maps: An introduction*, Reading, MA: Addison-Wesley, 1992.
7. Osowski S. *Sieci neuronowe w ujeciu algorytmicznym*. Wydawnictwo Naukowo-Techniczne. Warszawa, 1996.