

Г.Ф. Дюбко, докт. техн. наук

Харківський національний університет радіоелектроніки

О.А. Смірнов, канд. техн. наук

Кіровоградський національний технічний університет

В. В. Вакулін, маг.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Нейронечітка модель і програмний комплекс формування баз знань експертних систем

У статті розглянуто принцип побудови експертної системи з використанням нейронечіткої моделі. Розглянуто структуру продукційно-нечіткої моделі подання знань та нечіткої нейронної мережі. Запропоновано алгоритм навчання нечіткої нейронної мережі. Наведено застосування розробленої системи в медицині.

нейронечітка модель, медицина, експертна система, база знань

Глобальна інформатизація стимулювала розробку в різних проблемних областях людської діяльності автоматизованих діагностичних систем. Це, як правило, інтелектуальні системи, що моделюють процес міркування експерта при прийнятті їм рішення - експертні системи (ЕС) [1]. Основним елементом ЕС є база знань, представлена безліччю систематизованих правил, що описують закономірності предметної області. Даного правила формулюються експертом або формуються на основі аналізу великих статистичних масивів даних. У першому випадку експерт явно або неявно формалізує свої знання, досвід і інтуїцію в рамках обраної моделі подання знань. Це складний процес, що вимагає великої аналітичної роботи. Другий напрямок пов'язаний з розробкою й застосуванням нових математичних методів, здатних ефективно аналізувати статистичні дані й витягати з них корисні знання при мінімумі роботи експерта. Використання даного підходу перспективно для формування баз знань експертних систем нового покоління - м'яких експертних систем - у таких предметних областях як медицина, промисловість, нафтова галузь і ін.

Для всіх з них характерні наступні риси:

- різке збільшення обсягів оброблюваної інформації;
- необхідність одночасної обробки різнотипної інформації;
- її нечіткість, якісність і суб'єктивний характер;
- відсутність формальних підходів до рішення завдань;
- необхідність вирішувати завдання, властиві тільки людині;
- багатокритеріальність розв'язуваних завдань в умовах нечіткості критеріїв.

Актуальне створення інтелектуальних систем обробки інформації, здатних ефективно вирішувати поставлені завдання в зазначених умовах [1].

Для рішення неформалізованих завдань потрібна розробка систем підтримки прийняття рішень - експертних систем, основою яких є база знань. Перед розроблювачами ЕС постійно встають проблеми труднощів «видобутку» і формалізації знань, а також пошуку нових способів їхнього одержання. Для цього використовують добування, придбання й формування знань.

При добуванні й придбанні знань, у загальному випадку, потрібен людина-експерт, що викладає свої знання й досвід у рамках формальної моделі, що накладає обмеження на використання таких підходів. Процеси формування знань залучають

розроблювачів і дослідників своїми здатностями до автоматичного одержання знань, інтерпретації баз даних шляхом добування «схованих» у них закономірностей.

Існування «схованих» знань обумовлено більшими обсягами накопичених даних. Для їхнього аналізу використовуються спеціальні методи *Data Mining*: статистичні пакети, нейронні мережі, еволюційні методи, алгоритми пошуку логічних зв'язків і закономірностей, а також гібридні моделі, що сполучають у собі достоїнства різних технологій [2].

Застосування методів *Data Mining* є складовою частиною технології *Knowledge Discovery in Databases* – виявлення знань у базах даних. Основні етапи даного процесу:

- а) *вибірка вихідного набору даних* – розуміння й формулювання завдання аналізу, створення наборів даних, одержання навчальної вибірки;
- б) *підготовка (передобробка) даних* полягає в одержанні якісних, коректних даних з погляду методів їхнього аналізу;
- в) *перетворення (трансформація) даних* здійснюється шляхом їхнього згладжування, агрегування, узагальнення, нормалізації;
- г) *data mining* – використання різних інструментальних засобів для знаходження закономірностей у даних;
- д) *оцінка (постобробка) даних* – перевірка побудованих моделей і інтерпретація отриманих результатів.

Для обробки різнотипної, якісної, нечіткої з вираженим суб'єктивним характером або неповної й неточної інформації велике поширення одержали нейромережні моделі й нечіткі системи. Донедавна ці напрямки розвивалися незалежно, маючи достоїнства, недоліками, можливостями й обмеженнями при рішенні практичних завдань.

Ефективність нечітких систем обумовлена:

- а) можливістю формалізації їхніми засобами нечітких лінгвістичних категорій, використовуваних людиною при рішенні завдання;
- б) гарної інтерпретуємістю;
- в) відсутністю необхідності в завданні навчальної вибірки за умови можливості формалізації рішення завдання людиною-експертом.

Основні недоліки систем, що базуються на нечіткій логіці:

- а) вихідний набір постулюємих нечітких правил повинен формуватися людиною-експертом і може виявитися неповним або суперечливим;
- б) формування нечіткої моделі вимагає великої попередньої аналітичної роботи експерта;
- в) вид і параметри функцій приналежності (ФП) вибираються суб'єктивно й можуть виявитися не що цілком відбивають реальну дійсність;
- г) неможливо автоматичне придбання знань.

Ефективність нейронних мереж обумовлена можливістю:

- а) апроксимувати функціональні залежності в даних;
- б) виражати «вихід-вихід» на основі навчання з мінімумом попередньої аналітичної роботи людини-експерта;
- в) автоматично здобувати знання.

Недоліками нейронних мереж є:

- а) вимога наявності об'ємної й представницької навчальної вибірки;
- б) погана інтерпретуємість, неможливість пояснити результат.

Представлені недоліки не можуть бути переборені в рамках розглянутих напрямків окремо, що робить кожне з них придатним для рішення одних класів завдань і менш придатним для інших класів.

У цей час значну актуальність придбало створення гібридних технологій, що володіють достоїнствами як нейронних мереж, так і нечітких систем. Прикладом є нечіткі нейронні мережі (ННМ).

Їхнє використання дозволяє реалізувати підхід до формування ФП нечітких безлічей: вибирається параметризована функція форми, параметри якої настраюються за допомогою алгоритму навчання нейронної мережі з погляду навчальної вибірки. У результаті здійснюється апроксимація експериментальних даних за допомогою нечітких систем.

Нехай нечіткою нейронною мережею повинне бути реалізоване відображення $\{(\bar{x}^i, y^i)\}$, де $\bar{x}^i = (x_1^i, \dots, x_n^i)$ – вектор вхідних значень, y^i – значення виходу ($i = \overline{1, N}$). У результаті навчання буде отримана система правил виду:

$$\text{ЯКЩО } x_1 \in \tilde{A}_{1j} \text{ I } x_2 \in \tilde{A}_{2j} \text{ I } \dots \text{ I } x_n \in \tilde{A}_{nj} \text{ ТО } y = z_j, \quad j = \overline{1, m},$$

де $\tilde{A}_{ij}$ – нечіткі числа,

z_j – речовинні числа.

Для більше гнучкого опису закономірностей предметної області необхідно враховувати важливість нечітких обмежень на значення вхідних параметрів і вірогідність сформованих правил. Цій вимозі задовольняє нечітко-продукційна модель подання знань:

$$\text{«ЯКЩО } P_1^j \in \tilde{A}_1^j (w_1^j) \text{ I } \dots \text{ I } P_n^j \in \tilde{A}_n^j (w_n^j) \text{ ТО можливо } T_j \text{» } [CF^j], \quad (1)$$

де P_i^j – параметри правила;

$\tilde{A}_i^j$ – їхні нечіткі обмеження;

w_i^j – ваги обмежень;

CF^j – ступінь упевненості експерта у вірогідності сформованого правила (*CERTAINTY FACTOR*);

$T_j \in T$ – призначуваний результат.

Розроблена нечітка нейронна мережа дозволяє формувати систему правил у вигляді моделі (1). Для цього вирішуються питання:

- розробки структури нечіткої нейронної мережі;
- ініціалізації параметрів функцій приналежності;
- розробки алгоритму навчання нейронної мережі;
- навчання побудованої мережі й оцінки якості отриманих моделей.

Їхнє рішення дозволило реалізувати механізм аналізу накопичених даних і побудови моделі предметної області у вигляді нечітко-продукційних правил.

Структура нечіткої нейронної мережі визначається кількістю нейронів у вхідному й вихідному шарах, числом градацій вхідних нейронів і алгоритмом нечіткого логічного виводу на моделі (1).

Перші параметри задають кількість нейронів у відповідних шарах нейронної мережі. Останній визначає число шарів і їхня функціональність.

Нульовий шар мережі містить вхідні *P-Нейрони* ($P = \{P_{i_p}\}$, $i_p = \overline{1, n_p}$, n_p – їхня кількість), сигнали яких утворюють нечіткі градації $\tilde{A}_{i_p i_g}$, де $i_g = \overline{1, n_g}$, n_g – число градацій. Для їхнього моделювання використовуються трикутна, трапецеїдальна, гауссова, подвійна й здвоєна гауссові ФП.

Безліч *A-Нейронів* утворить перший шар нейронної мережі ($A = \{A_{i_A}\}$, $i_A = \overline{1, n_A}$, $n_A = n_p * n_g$ – кількість *A-Нейронів*). Виходами нейронів є значення функцій приналежності, що визначають ступінь спрацьовування умовних частин правил. З кожним *A-Нейроном* зв'язаний параметр $w_{i_p i_g} \in [0..1]$, що визначає важливість обмеження $\tilde{A}_{i_p i_g}$ на вхідне значення P_{i_p} -го нейрона.

Другий шар мережі складається з *I-Нейронів*, що визначають умовні частини правил, сукупність яких утворить повну систему $I = \{I_{i_I}\}$, $i_I = \overline{1, n_I}$, $n_I = n_g^{n_P}$. На виході формується оцінка ступеня спрацьовування умов правила, що характеризує задоволення значень нейронів P_{i_P} обмеженням $\tilde{A}_{i_P i_g}$.

У третьому шарі розраховується коефіцієнт вірогідності рішення, дорівнює добутку оцінок ступеня спрацьовування умов правила $S_{R_{i_I}}$ й ступеня довіри до ухваленого рішення $S_{D_{i_I}}$. Безліч *Comp-Нейронів* $C = \{C_{i_C}\}$, $i_C = \overline{1, n_C}$, n_C – їхня кількість.

Четвертий шар містить n_T вихідних *T-Нейрона*: $T_{i_T} \in T$ ($i_T = \overline{1, n_T}$). Їхніми виходами є зважені нормовані оцінки загального коефіцієнта вірогідності рішення.

Схема функціонування нечіткої нейронної мережі:

а) на кожний i_P -й вхід нейронної мережі послідовно подаються значення з навчальної вибірки $p_{i_P}^i$ ($i = \overline{1, n}$, n – обсяг вибірки);

б) розраховуються значення функцій приналежності нейронів першого шару $y_{i_P i_g}^i = \mu_{i_P i_g}(p_{i_P}^i)$, де $\mu_{i_P i_g}(p_{i_P}^i)$ – ФП i_g -й градації i_P -го нейрона;

в) обчислюються вихідні значення *I-Нейронів* відповідно до виразу:

$$S_{R_{i_I}}^i = \frac{\sum_{i_P=1}^{n_P} y_{i_P i_g}^i w_{i_P i_g}}{\sum_{i_P=1}^{n_P} w_{i_P i_g}} = \frac{\sum_{i_P=1}^{n_P} \mu_{i_P i_g}(p_{i_P}^i) w_{i_P i_g}}{\sum_{i_P=1}^{n_P} w_{i_P i_g}}.$$

Оцінюються коефіцієнти вірогідності рішення $Comp_{R_{i_C}}^i = S_{R_{i_I}}^i \cdot S_{D_{i_I}}^i$, де

$$S_{D_{i_I}}^i = \frac{\sum_{kn=1}^{n_{kn}} w_{i_P i_g}^{kn}}{\sum_{i_P=1}^{n_P} w_{i_P i_g}} - \text{ступінь довіри до ухваленого рішення; } w_{i_P i_g}^{kn} - \text{ваги обмежень, для яких}$$

значення нейронів P_{i_P} відомі ($n_{kn} \leq n_P$).

Розраховуються виходи кожного *T-Нейрона*:

$$y_{i_T}^i = \sum_{i_C=1}^{n_C} x_{i_C}^{i'} cf_{i_C i_T}' = |X'| |CF'| \cos \alpha = \cos \alpha, \text{ де } x_{i_C}^{i'} = \frac{x_{i_C}^i}{|X|}; cf_{i_C i_T}' = \frac{cf_{i_C i_T}}{|CF|}.$$

Тут $x_{i_C}^i$ – вхідні значення нейрона T_{i_T} ; $cf_{i_C i_T}$ – ваги зв'язків C_{i_C} і T_{i_T} .

Максимальна активність нейрона T_{i_T} досягається за умови колінеарності векторів $|X'|$ і $|CF'|$. Ця умова лежить в основі алгоритму навчання.

Алгоритм навчання нечіткої нейронної мережі.

Для реалізації визначеної вище задачі, необхідно використовувати наведений нижче алгоритм навчання нечіткої нейронної мережі:

– задаються початкове значення адаптивного кроку навчання α ($0 < \alpha < 1$), бажана середньоквадратична помилка виходу нейронної мережі E_m , а також мінімальний поріг зміни помилки при навчанні $\Delta E_{\min}$;

– розраховуються вагові коефіцієнти *A- $w_{i_P i_g}$ Нейронів* і виробляється ініціалізація відповідних параметрів ФП;

- визначаються значення векторів CF ;
- вибирається черговий вихідний нейрон;
- на вхід ННМ подаються послідовно образи з навчальної вибірки, що відповідають даному нейрону. Для кожного вхідного образу:

- 1) виробляється фаза прямого поширення сигналу по нейронній мережі, визначається зважена активність вихідного нейрона;

- 2) обчислюється середньоквадратична помилка виходу нейронної мережі для i -го вхідного образу $E_{i_T}^i = \frac{1}{2}(\Delta y_{i_T}^i)^2$, де $\Delta y_{i_T}^i = y_{i_T}^i - t_{i_T}$ – абсолютна помилка виходу; t_{i_T} – необхідне значення виходу;

- 3) для мінімізації $E_{i_T}^i$ змінюються виходи *Сотр-Нейронів*;

- 4) обчислюються необхідні значення виходів *I-Нейронів*
 $(S_{R_{iH}}^i)_{треб} = \frac{x_{iC}^i(t+1)}{S_{D_{iH}}^i}$, t – момент часу;

- 5) розраховуються середньоквадратичні помилки виходів *I-Нейронів*
 $E_{iH}^i = \frac{1}{2}(\Delta S_{R_{iH}}^i)^2$, де $\Delta S_{R_{iH}}^i = S_{R_{iH}}^i - (S_{R_{iH}}^i)_{треб}$ – абсолютна помилка виходу, $(S_{R_{iH}}^i)_{треб}$ – необхідне значення виходу;

- 6) для мінімізації E_{iH}^i модифікуються параметри ФП *A-Нейронів*.

- обчислюється середнє значення помилки виходу нейронної мережі для всіх вхідних образів: $E_{i_T}^{cp} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_{i_T}^i$;

- розраховується зміна помилки виходу: $\Delta E_{i_T}^{cp} = E_{i_T}^{cp}(t-1) - E_{i_T}^{cp}(t)$;

- якщо $0 \leq \Delta E_{i_T}^{cp} \leq \Delta E_{min}$, то процес навчання закінчується;

- якщо $E_{i_T}^{cp} > E_m$, то відбувається перехід до кроку 10 алгоритму, інакше процес навчання нечіткої нейронної мережі закінчується;

- перевіряється умова незростання $E_{i_T}^{cp}$. Якщо $\Delta E_{i_T}^{cp} < 0$, то зменшується адаптивний крок навчання й відбувається перехід до 5-му кроку алгоритму. Алгоритм функціонує доти, поки середня помилка виходу мережі не стане менше заданої або зміну помилки не буде перевищувати мінімально припустимий рівень.

Для реалізації алгоритму навчання розраховуються вектора ваг зв'язків CF і ваг обмежень W , виробляється ініціалізація параметрів функцій приналежності, настроюються значення виходів *Сотр-Нейронів*, а також значення параметрів ФП із погляду навчальної вибірки.

Обчислення вагових коефіцієнтів cf_{iCi_T} виробляється статистично. Даний параметр у моделі (1) визначає впевненість експерта в сформованому правилі, його універсальність. З погляду навчальної вибірки це може бути виражено частотою зустрічальності шаблону правила у вибірці.

Значення коефіцієнтів cf_{iCi_T} визначаються як $cf_{iCi_T} = \frac{n_{iC}}{n_{i_T}}$, де n_{iC} – загальна кількість разів, коли проявлялася активність C_{iC} -го нейрона при подачі на вхід

нейронної мережі навчальної вибірки, що відповідає i -му вихідному нейрону; n_{i_T} – обсяг вибірки для нейрона T_{i_T} . Причому $\sum_{i_C=1}^{n_C} n_{i_C} = n_{i_T} \Rightarrow \sum_{i_C=1}^{n_C} cf_{i_C i_T} = 1$.

Ваги обмежень $w_{i_P i_g}$ визначаються за правилом $w_{i_P i_g} = \frac{n_{i_P i_g}}{n_{i_P}}$, де $n_{i_P i_g}$ – загальна кількість разів, коли проявлялася активність i_g -го A -нейрона, що відповідає i_P -му входу; n_{i_P} – число рядків у навчальній вибірці, що відповідає i -му вихідному нейрону.

Причому $\sum_{i_g=1}^{n_g} n_{i_P i_g} = n_{i_P} \Rightarrow \sum_{i_g=1}^{n_g} w_{i_P i_g} = 1$.

Для визначення початкової форми функцій приналежності розроблені правила ініціалізації їхніх параметрів.

Розроблено правила навчання параметрів нечіткої нейронної мережі.

Навчання вихідних значень Сотр-Нейронів $x_{i_C}^i$ вимагає мінімізації середньоквадратичної помилки виходу нейронної мережі $E_{i_T}^i$:

$$x_{i_C}^i(t+1) = x_{i_C}^i(t) - \alpha \frac{\partial E_{i_T}^i}{\partial x_{i_C}^i(t)}.$$

Навчання параметрів функцій приналежності вимагає мінімізації середньоквадратичної помилки виходу I -Нейронів $E_{i_H}^i$:

$$par_{i_P i_g}(t+1) = par_{i_P i_g}(t) - \alpha \frac{\partial E_{i_H}^i}{\partial par_{i_P i_g}(t)}, \text{ де } par_{i_P i_g} - \text{параметр ФП, що відповідає } i_g\text{-й градації}$$

i_P -го входу мережі.

Збільшення кількості входів мережі й числа градацій вхідних нейронів приводить до зростання часу навчання, підвищенню точності апроксимації. При занадто великій кількості входів і їхніх градацій одночасно погіршується природно-языкова інтерпретація одержуваних правил, вірогідність кожного з них і ваги їхніх параметрів зменшуються.

Узагальнення даних і формування правил - складне завдання, що полягає в досягненні балансу між числом правил виводу й точністю апроксимації функціональної залежності. У деяких випадках достатня точність може бути забезпечена тільки більшим числом правил або використанням лінгвістичних змінних, терми яких складно інтерпретувати в якісних категоріях. У цьому випадку варто пожертвувати точністю апроксимації для одержання розумного числа зручних для сприйняття правил.

Збіжність алгоритму навчання нечіткої нейронної мережі обумовлена наступними основними факторами:

- настроювання параметрів нейронної мережі виробляється в рамках алгоритму зворотного поширення помилки;
- у результаті навчання відбувається нечітка й лінгвістична апроксимація функціональних залежностей у даних системою продукцій.

Збіжність алгоритму зворотного поширення помилки обумовлена його здатністю мінімізувати середньоквадратичну помилку виходу багатоваріантних нейронних мереж. Для цього з метою настроювання синаптичних зв'язків використовується метод градієнтного спуску в просторі вагових коефіцієнтів. Зі зменшенням помилки виходу відбувається настроювання параметрів правил з погляду навчальної вибірки. При цьому відбувається апроксимація наявних даних нечіткими гранулами, наділеними лінгвістичною інтерпретацією.

Експериментальна здатність нечіткої нейронної мережі до апроксимації з одночасним зменшенням помилки навчання не суперечить принципам роботи алгоритмів навчання нечітких моделей, що вказує на збіжність розробленого алгоритму навчання нейронної мережі.

Для рішення завдання апроксимації функціональних залежностей в експериментальних даних нечіткими правилами продукцій розроблений програмний комплекс «Нечітка нейронна мережа» (*Fuzzy Neural Network*).

Є кілька режимів роботи нейронної мережі.

Режим навчання мережі призначений для її параметричної адаптації до пропонованих даних. Для цього мінімізується квадратична сума різниць між необхідним t_i і отриманим $U(t_i, \mathbf{Y})$ значенням виходу нейронної мережі, усереднена на

N прикладах: $F(\mathbf{Y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (U(t_i, \mathbf{Y}) - t_i)^2 \Rightarrow \min$, де $\mathbf{Y}$ – вектор параметрів функцій приналежності. Вид функції $F(\mathbf{Y})$ цілком залежить від даних з навчальної вибірки.

Після навчання нейронна мережа готова до генерації нечітких правил і подання їх у зручному виді. Велика кількість правил вимагає їхньої фільтрації й залучення експертів для оцінки сформованих закономірностей.

На тестовій вибірці даних відбувається оцінка якості (адекватності) отриманої моделі. Величина оцінки визначається по формулі: $\varepsilon = 1 - \frac{|\Delta E|}{E_{\text{навч}}} = 1 - \frac{|E_{\text{навч}} - E_{\text{тест}}|}{E_{\text{навч}}}$, де

$E_{\text{навч}}$ – помилка при навчанні, $E_{\text{тест}}$ – помилка при тестуванні.

Навчена нейронна мережа є системою нечіткого логічного виводу. Вона може використовуватися як інструмент експерта в складі м'якої експертної системи й дозволяє змінити евристичний процес побудови бази знань на процес автоматизованого її формування, витягаючи закономірності зі статистичних вибірок даних.

При навчанні нечіткої нейронної мережі стоїть завдання вибору типу ФП. Проведені експерименти дозволили визначити найкращу (трикутну) і найгіршу (трапецеїдальну) функції приналежності за критеріями «швидкість навчання» і «точність апроксимації».

Важливим питанням при навчанні нечіткої нейронної мережі є тривалість процесу навчання. Для зменшення помилки виходу потрібне зміна параметрів нейронної мережі. Зі збільшенням їхньої кількості підвищується час t проходження й обробки вхідних сигналів, що оцінюється по формулі: $t \sim n + n_l + n = n * n_g + 2 * n_p^{n_p}$.

Значення даного параметра експоненціально зростає при збільшенні кількості градацій і числа вхідних нейронів мережі.

Якість навчання нечіткої нейронної мережі в першу чергу визначається повнотою даних у навчальній вибірці, їхньою репрезентативністю. Вибірки нерідко мають пропущені значення. У результаті на вхід програми аналізу подається таблиця із пропущеними осередками. Більшість із відомих методів не розраховані на таку роботу, що є стримуючим чинником їхнього використання. Актуальне застосування методів, що не вимагають боротьби із пробілами й здатних працювати на некомплектних вибірках. Цій вимозі задовольняє розроблена нечітка нейронна мережа.

У медичних дослідженнях проводиться пошук і обґрунтування взаємозв'язків різних якісних і кількісних параметрів у різних вікових, половых, клінічних групах, для визначення їхньої значимості для діагностики, прогнозу плинності захворювання, вибору тактики лікування, експертизи працездатності. Ознаки, що володіють найбільшим позитивним і негативним зв'язком, найбільш інформативні в процесі діагностики й досліджуються в пацієнта в першу чергу.

У процесі створення бази знань діагностичної системи в медицині важливо визначити й стандартизувати основні етапи збору й аналізу інформації для обробки її за допомогою нечіткої нейронної мережі й виробітку важливих для лікаря правил. Кожний з етапів є ізольованим логічним процесом з виміром параметрів, їхнім аналізом, ухваленням етапного рішення.

Для перевірки можливості застосування нечіткої нейронної мережі на всіх етапах медичної діагностики використані дані клінічного, нейро-ортопедичного, рентгенокомп'ютерногомографічного обстеження 230 жінок у віці від 15 до 92 років і 180 чоловіків у віці від 16 до 81 року з різними синдромами поперекового остеохондрозу на стаціонарному етапі загострення й у стадії ремісії, що починається. Контрольну групу склали 20 жінок у віці від 20 до 70 років і 20 чоловіків у віці від 17 до 73 років, що ніколи не страждали поперековими вертеброгенними болями. Підготовка навчальних вибірок для ННМ проведена відповідно до розробленої й описаної в першому розділі методикою.

Розроблена нечітка нейронна мережа відповідає логіці постановки діагнозу експертом і моделює етапи його інтелектуальної діяльності. У більшості випадків сформовані правила збігалися з думками експертів, що дозволяє використовувати ННМ у складі експертних діагностичних систем.

Перевірка мережі на медичних даних дозволила з великою точністю автоматизувати процес діагностики. Це заклало математичний фундамент створення експертних систем нового покоління в будь-якій галузі медицини. Дані вертеброневрологического аналізу послужили лише багатофакторною моделлю, здатної описати закономірності виникнення, розвитку, клінічних особливостей захворювання, довгострокового прогнозу стану пацієнтів. При дотриманні правил відбору інформації, її стандартизації, введення в нейронну мережу, створена модель може служити математичною оболонкою, здатною в короткий термін вирішувати складні експертні завдання в медицині.

Список літератури

1. Катасёв А.С., Кривилёв М.А., Зубрин В.Н. Комплексная система предупреждения сбоев и аварий технологического оборудования процессов ППД // XII Туполевские чтения. Международная молодёжная научная конференция. Казань, 2004 г.: тезисы докладов. – С. 46-47.
2. Глова В.И., Подольская М.А., Катасёв А.С. Нечёткая нейронная модель поиска закономерностей распределения разнотипных данных на примере медицинских исследований // Инфокоммуникационные технологии глобального информационного общества: тез. докл. 4-й ежегодной междунар. научно-практич. конференции. Казань, 2006. – С. 103-106.

В статье рассмотрены принцип построения экспертной системы с использованием нейронечеткой модели. Рассмотрена структура продукционно-нечеткой модели представления знаний и нечеткой нейронной сети. Предложен алгоритм обучения нечеткой нейронной сети. Приведено применение разработанной системы в медицине.

In the article considered principle of construction of consulting model with the use of neyronechetkoy model. The structure of produktsiono-nechetkoy model of representation of knowledges and unclear neyronoy network is considered. The algorithm of teaching of unclear neyronoy network is offered. Application of the developed system is resulted in medicine.