

References:

1. M. V. Borovyk, Assessment of learning accorting to cumulative point-rating system. *Economic Analysis*. 2014. Vol. 31. No. 1. Pp. 222–227.
2. AS"Dean's office". URL: <https://vuz.osvita.net/asu-vnz/as-dekanat/>
3. Moodle – Open-source learning platform. URL: Moodle.org

DOI <https://doi.org/10.30525/978-9934-26-277-7-11>

NEURAL NETWORK TECHNOLOGY FOR SYNTHESIS OF AN EXPERT SYSTEM FOR EARLY DIAGNOSIS OF ALZHEIMER'S DISEASE IN THE SPACE OF INTERSECTING FEATURES**НЕЙРОМЕРЕЖЕВА ТЕХНОЛОГІЯ СИНТЕЗУ ЕКСПЕРТНОЇ СИСТЕМИ РАНЬОГО ДІАГНОСТУВАННЯ ХВОРОБИ АЛЬЦГЕЙМЕРА В ПРОСТОРІ ОЗНАК, ЩО ПЕРЕТИНАЮТЬСЯ****Aloshyn S. P.**

*PhD in Engineering, Associate Professor,
Associate Professor at the Department
of Computer and Information Technologies
and Systems
National University «Yuri Kondratyuk
Poltava Polytechnic»
Poltava, Ukraine*

Альошин С. П.

*кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри комп'ютерних
та інформаційних технологій
і систем
Національний університет
«Полтавська політехніка
імені Юрія Кондратюка»
м. Полтава, Україна*

Haitan O. M.

*Senior Lecturer at the Department
of Computer and Information Technologies
and Systems
National University «Yuri Kondratyuk
Poltava Polytechnic»
Poltava, Ukraine*

Гайтан О. М.

*старший викладач кафедри
комп'ютерних та інформаційних
технологій і систем
Національний університет
«Полтавська політехніка
імені Юрія Кондратюка»
м. Полтава, Україна*

Пропонується технологія синтезу експертної системи у просторі ознак, що перетинаються [1; 2], для ефективного раннього діагностування хвороби Альцгеймера шляхом аналізу її первинних ознак, що дозволить підвищити якість розпізнавання хвороби на

початковій стадії її розвитку і максимально уповільнити її прогресування шляхом своєчасної профілактики та лікування [3].

Вступ. Дослідження симптомів хвороби Альцгеймера показує їх суттєві збіги з іншими захворюваннями, що ускладнює ефективне розпізнавання початку розвитку хвороби та значно знижує ефективність вжитих профілактичних заходів [4].

Очевидно, що прийняття рішення про початок хвороби в умовах ознак, що перетинаються, доцільно покласти на нейронну мережу з примусовим навчанням на множині прецедентів з наявної бази даних і використовувати весь арсенал архітектур мереж, їх складності, методів навчання та передобробки даних. Синтезована експертна система з такими можливостями в умовах ознак, що перетинаються, вигідно відрізняється від можливостей лікаря-експерта, змушеного приймати суб'єктивне рішення в умовах високого ступеня невизначеності, спираючись лише на власні знання і досвід. Конвертувати зазначені переваги пропонується в модель, що синтезується, здатну розпізнавати ранню стадію хвороби Альцгеймера з заданою ефективністю.

Основний матеріал. Втрата пам'яті, дезорієнтація у просторі – найбільш відомі симптоми хвороби Альцгеймера. Однак на те, що це захворювання вже почало розвиватися, може вказувати множина легких, майже непомітних змін у поведінці. Ось деякі ознаки, на які варто звернути увагу та використати в проекті [3; 4]: несподівана щедрість; зміна почуття гумору; неохайний одяг; проблеми з водінням та паркуванням; лихослів'я; запальність, нестримність, втрата самоконтролю.

Вибір прецедентів із бази даних здійснює предметний фахівець. Введення даних $X^n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset X$ у нейромережу реалізує оператор у форматі номінального представлення ознак (наявність-відсутність) та їх належності до класу (хворий (1) – здоровий (0)). Далі реалізується класичний алгоритм розпізнавання образів [5–7]. Інструментально завдання вирішується в базі існуючих градієнтних методів навчання штучної нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення помилки [5].

Для моделювання класифікатора хвороби Альцгеймера доцільно дослідити можливість пакета технічного аналізу даних StatSoft з нейромережевим модулем STATISTICA Neural Networks [7]. Тоді синтез моделей базових процесів реалізується у просторі процедур, що прискорюють адаптацію моделей у межах обраних обмежень.

На вхід мережі надходить множина пар навчальних векторів $\{\mathbf{x}, \mathbf{d}\}$, де $\{\mathbf{x}\}$ – вхідний вектор, а $\{\mathbf{d}\}$ – істинний вихідний вектор ознак об'єкта, що досліджується. $\{\mathbf{y}\}$ – множина реакцій нейронної мережі на вхід $\{\mathbf{x}\}$.

Різниця між $\{\mathbf{y}\}$ та $\{\mathbf{d}\}$ ($E = \|\mathbf{y} - \mathbf{d}\|$) – помилка навчання. При середній квадратичній формі міри помилки отримуємо:

$$E = \frac{1}{SM} \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^M (y_j^i - d_j^i)^2, \quad (2)$$

де S – число навчальних пар, M – розмірність вихідного вектора.

Завдання навчання нейронної мережі зводиться до пошуку таких значень вагових коефіцієнтів $w_{ij}^{(k)}$, щоб помилка навчання E стала меншою за деяке допустиме значення ε : ($E < \varepsilon$).

Реалізувати навчання ансамблю моделей дозволяють відомі швидкодіючі спрощені алгоритми навчання [5–7], для яких висока швидкість збіжності, як ключовий критерій якості, забезпечується при низьких вимогах до похибки обчислення градієнта. Наприклад, алгоритм RPROP [7] вирішує завдання, розраховуючи лише знаки градієнтів, та не залежить від точності розрахунку величин похідних, а аналізує лише співвідношення знаків приростів за правилом:

$$\Delta_i^{(i)} = \left\{ \begin{array}{l} \eta^+ \Delta_i^{(i-1)}, \text{ if } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_i} \cdot \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_i} > 0 \\ \eta^- \Delta_i^{(i-1)}, \text{ if } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_i} \cdot \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_i} < 0 \\ \Delta_i^{(i-1)}, \text{ if } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_i} \cdot \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_i} = 0 \end{array} \right. \quad (3)$$

де $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$ та визначається емпіричним шляхом. Величина приросту коригується фіксованим значенням η^+ у тому випадку, коли алгоритм сходиться до мінімуму і похідна не змінює знак. Це прискорює процес на плоских ділянках і уповільнює пошук у разі пропуску локального мінімуму. Потім визначаються величини змін ваг відповідно до напрямку зменшення градієнта.

$$\Delta w_l^{(i)} = \left\{ \begin{array}{l} \Delta_l^{(i)} \cdot \operatorname{sgn} \left[\frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_l} \right], \text{ if } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_l} \cdot \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_l} \geq 0 \\ -\Delta_l^{(i)}, \text{ if } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_l} \cdot \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_l} < 0 \end{array} \right\}, \quad (4)$$

де $\operatorname{sgn} [^*]$ – знак функції. Зміна знака похідної помилки під час наступного кроку свідчить про проходження мінімуму функції. Цей результат вимагає повернення до попереднього значення ваги $w_l^{(i-1)}$. Алгоритм ґрунтується на визначенні лише знака добутку похідних функцій на поточному та попередньому кроці. Модифікація синаптичного простору у такий спосіб вимагає значно меншого числа операцій порівняно з класичним методом зворотного поширення помилки [6].

Для знаходження поправок до ваг елементів необхідно провести такі обчислення [5; 6]:

1. Якщо виміряна величина $\left(\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) > 0 \right)$, обчислюються

поправки

$$\Delta_{ij}(t) = \min(\Delta_{ij} \cdot \eta^+, \Delta_{\max}), \quad \Delta w_{ij}(t) = -\Delta_{ij}(t) \cdot \operatorname{sign} \left[\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) \right], \quad \Delta w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t),$$

2. Якщо виміряна величина $\left(\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) < 0 \right)$, обчислюються

поправки

$$\Delta_{ij}(t) = \max(\Delta_{ij} \cdot \eta^-, \Delta_{\min}), \quad \Delta w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \Delta w_{ij}(t-1), \quad \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) = 0.$$

3. Якщо виміряна величина $\left(\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) = 0 \right)$, обчислюються

поправки

$$\Delta w_{ij}(t) = -\Delta_{ij}(t) \cdot \operatorname{sign} \left[\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) \right], \quad \Delta w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t).$$

Початкові величини приросту $\Delta_l^{(0)}$ вибираються випадково із проміжку $(0,1)$. Параметри Δ_{\min} і Δ_{\max} вибрані емпірично на основі багаторазових експериментів з моделями та їх значення дорівнюють $\Delta_{\max}=40$ і $\Delta_{\min}=10^{-4}$.

Для різних умов моделювання на тестових вибірках прикладів отримано ансамбль продуктивних нейромереж, що якісно підтверджують працездатність запропонованої технології синтезу класифікатора в режимі реального часу. Результати моделювання можна візуалізувати так:

Сеть ID	Архитектура	Производ...	Контр. п...	Тест. произ...	Алгоритм	Функ. о...	Акт. скры...	Акт. вык...
1	MLP 6-6-34	98.511905	91.549296	87.323944	BFGS 74	CE	Гиперболик...	Софтмакс

Рис. 1. Модель із ансамблю моделей з найвищою продуктивністю

Адекватність моделювання встановлюється за продуктивністю та помилками на навчальних та тестових множинах, що дозволяє стверджувати про спроможність діагностування хвороби Альцгеймера [5–7].

Висновки. Пропонується технологія застосування нейромережеских моделей різних архітектур та складності у просторі номінальних ознак для раннього діагностування хвороби Альцгеймера. Нейромережна підтримка технології реалізована у вигляді інтелектуальної експертної системи розпізнавання образів в умовах ознак, що перетинаються. Це завдання вирішується із застосуванням класичних пакетів технічного аналізу даних, а синтез моделей здійснюється серед стандартних нейроемуляторів.

Ефективність цієї технології оцінена на прецедентах з наявної бази даних. Синтезовані моделі діагностування за вхідними даними на основі номінальних даних показали прийнятну для практики працездатність. Подальші зусилля необхідно направити на забезпечення спроможності навчальної множини прецедентів з практики обслуговування пацієнтів на основі знаходження факторів з максимальною інформаційною значущістю.

Література:

1. Giarratano J. C., Riley G. D. Expert Systems: Principles and Programming, 4th Edition. Course Technology, 2004. 288 pp.
2. Waterman D. A. A Guide to Expert Systems. Addison-Wesley, 1986. 419 pp.
3. Каминский Ю. Г., Косенко Е. А. Популярно и не очень о болезни Альцгеймера. Либроком, 2009. 136 с.

4. Grant B. Alzheimer's Disease. A Carer's Guide. Gore & Osment Rushcutters Bay, N.S.W, 1993. 64 pp.

5. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. Prentice Hall, 2009. 906 pp.

6. Алёшин С. П. Нейросетевой базис поддержки решений в пространстве факторов и состояний высокой размерности. Полтава : Скайтек, 2013. 208 с.

7. Боровиков В. П. STATISTICA NN – Техническое описание. М. : Мир, 1999. 239 с.

DOI <https://doi.org/10.30525/978-9934-26-277-7-12>

**THE USE OF INFORMATION AND COMMUNICATION
TECHNOLOGIES IN FOREIGN LANGUAGES TEACHING
AT A TECHNICAL UNIVERSITY**

**ЗАСТОСУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ ПРИ ВИКЛАДАННІ ІНОЗЕМНОЇ МОВИ
В ТЕХНІЧНОМУ УНІВЕРСИТЕТІ**

Anpilohova Ye. D.

*Teacher at the Department
of Foreign Languages
National University
«Zaporizhzhia Polytechnic»
Zaporizhzhia, Ukraine*

Анпілогова Є. Д.

*викладач кафедри іноземних мов
Національний університет
«Запорізька політехніка»
м. Запоріжжя, Україна*

В епоху глобалізації роль іноземної мови у підготовці випускників вищих навчальних закладі суттєво збільшується. Забезпечення володіння іноземною мовою випускниками вищів України є однією із цілей, викладених в Державній національній програмі «Освіта» («Україна ХХІ століття») [1] і Національній доктрині розвитку освіти [2], де зазначено, що одним із пріоритетних напрямків розвитку освіти є її інтеграція до європейського та світового освітніх просторів, що можливе за умови володіння мовами європейського співтовариства у професійному контексті для здійснення фахових комунікацій.