

Обґрунтування структури нейронної мережі для визначення ймовірності захворювання тварин маститом

В статті обґрунтовано вибір ймовірнісної нейронної мережі та її топології для визначення ймовірності захворювання корів маститом як часткового випадку класифікації подій. Обрано ядерну функцію та розміри навчаючої і тестової множин. Наведено алгоритм побудови класифікатора на основі нейронних мереж.

мастит, нейронна мережа, класифікація, байєсовий підхід, радіальні елементи, гаусова функція

Мастит (запалення молочної залози у корів) є одним з найбільш коштовних захворювань в тваринницькому комплексі і спричиняє великі економічні збитки в молочній промисловості. Незважаючи на наявність великої кількості методів та способів діагностики маститу [1, 2, 3, 4, 5], це питання й досі вважається невирішеним. Особливі труднощі викликає виявлення прихованих (субклінічних) форм маститів.

Розширення можливостей ранньої діагностики маститу при автоматизованому доїнні безпосередньо пов'язане з застосуванням комплексного підходу з використанням клінічних, цитологічних, електрофізичних та інших методів дослідження. У зв'язку з цим, з метою врахування різних факторів, що змінюються при маститі, в даній роботі поставлено задачу підвищення точності діагностики цього захворювання з використанням моделі нейронної мережі. Такий підхід дозволить з більшою долею достовірності і достатньо швидко визначити запальний процес при наявності симптомів.

Діагностика є частковим випадком класифікації подій, причому найбільшу цінність представляє класифікація подій, відсутніх в наборі, що навчає нейромережу. Тут проявляється перевага технологій нейронних мереж – вони здатні здійснювати таку класифікацію, узагальнюючи попередній досвід і застосовуючи його в нових випадках.

При наявності простору входних ознак (симптомів) в даній роботі передбачається вирішення наступних задач: визначення архітектури, топології, а також об'єму навчаючої та тестової множин мережі для визначення ймовірності захворювання тварин маститом.

Поетапний алгоритм побудови класифікатора на основі нейронних мереж, призначеного для вирішення поставлених задач, зображено на рисунку 1 [6].

Етап 1 передбачає роботу з даними, а саме: вибір входних та вихідних даних; формування навчаючої та тестової множин. Основні вимоги, що ставляться до входних параметрів мережі - їх достатня кількість та непротиворічність. Першочерговий вибір входних параметрів здійснюється інтуїтивно, використовуючи досвід роботи в даній предметній області. Для початку рекомендується включити всі параметри, які можуть впливати на результат, а на подальших етапах, при потребі, скоротити їх кількість [7]. Згідно цих рекомендацій та аналізу літературних джерел [8, 9, 10, 11], першочергову кількість входних параметрів (а, отже, кількість нейронів входного шару) обираємо рівною 15.

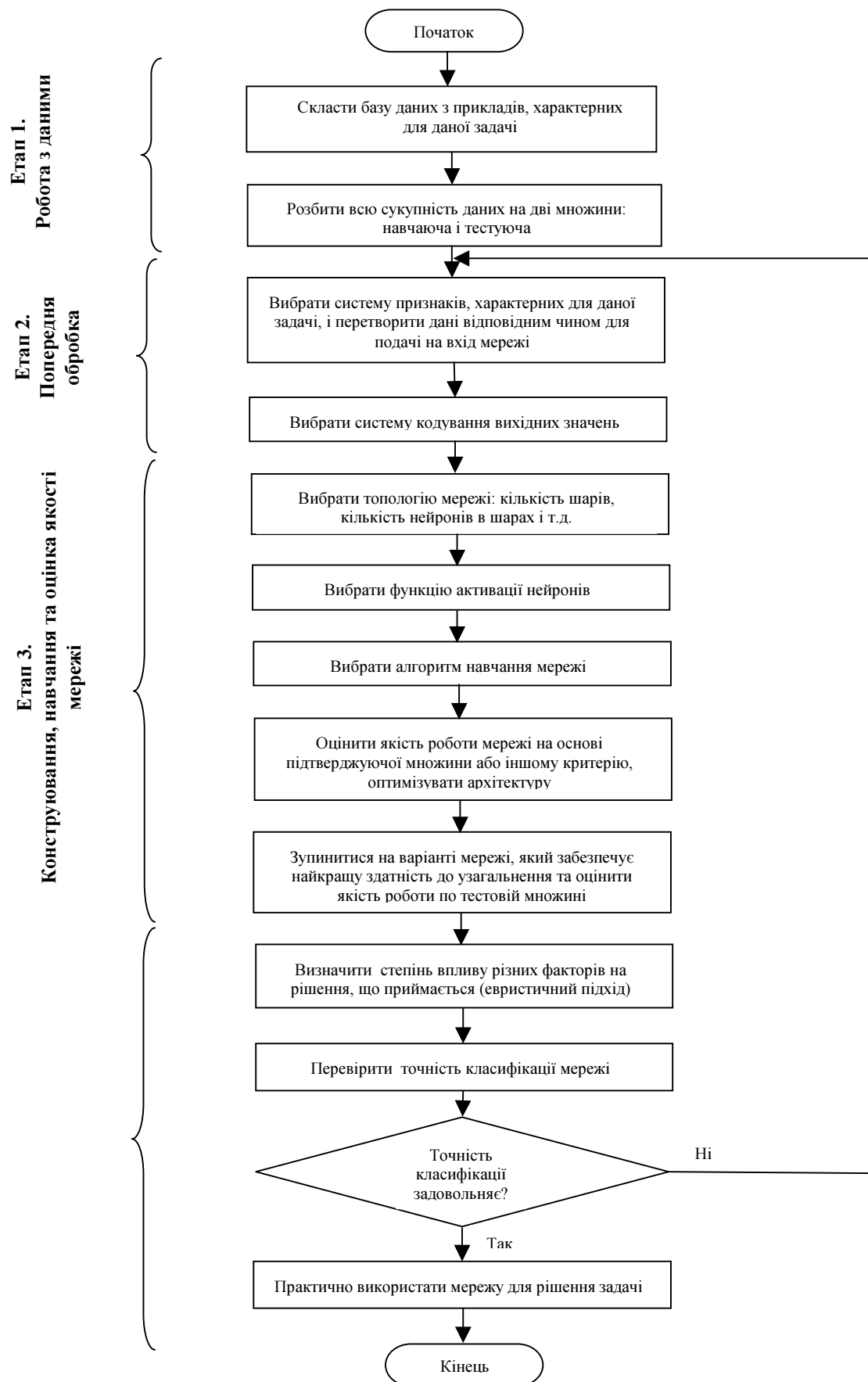


Рисунок 1 – Алгоритм побудови класифікатора на основі нейронних мереж

Вектор вхідних параметрів представлений наступною формулою:

$$\begin{aligned}\bar{X} &= (\bar{M}, \bar{N}, \bar{A}), \\ \bar{X} &\rightarrow X\{x_1, x_2, \dots, x_{15}\},\end{aligned}\tag{1}$$

де $\bar{X}$ - вхідний вектор нейронної мережі;

$\bar{M}(x_1 \dots x_9)$ - вектор параметрів тварини, що вимірюються під час доїння: $x_1 \dots x_4$, $x_5 \dots x_8$ – температура та електропровідність молока з кожної долі вимені відповідно, x_9 - інтенсивність молоковіддачі;

$\bar{N}(x_{10}, x_{11})$ - вектор просторово-часових параметрів: x_{10} - температура навколишнього повітря, x_{11} - час доби;

$\bar{A}(x_{12} \dots x_{15})$ - вектор, що містить дані з анамнезу тварини: x_{12} – вік тварини, x_{13} - номер лактації, x_{14} – система доїння, x_{15} – тугодійність;

X - простір ознак з параметрами $x_1, x_2, \dots, x_{15}$.

Оскільки дана задача - класифікація при наявності двох класів (хворі та здорові тварини), кількість нейронів вихідного шару мережі обираємо рівною двом. Вектор вихідних параметрів має наступний вид:

$$\begin{aligned}\bar{Y} &= (Y_1, Y_2), \\ \bar{Y} &\rightarrow Y\{y_1, y_2\},\end{aligned}\tag{2}$$

де Y_1 – нейрон, що представляє клас 1 – «Тварина хвора»;

Y_2 – нейрон, що представляє клас 2 – «Тварина здорова»;

Y – простір ознак з параметрами y_1, y_2 ; y_1 та y_2 – ймовірності належності до класу 1 та класу 2 відповідно.

Навчаюча множина даних представляє собою набір спостережень, для яких вказані значення вхідних і вихідних змінних. Для визначення числа спостережень існує ряд евристичних правил, які пов'язують число необхідних спостережень з розмірами мережі [12, 13, 14]. Скориставшись найпростішим з них, обираємо першочергове число спостережень в десять раз більшим за число зв'язків в мережі [7]. Для тестової множини обираємо 200 спостережень.

Етап 2, що передбачає попередню обробку даних. Для приведення входів мережі до стандартного вигляду надаємо сигналу значень, що лежать в інтервалі від 0 до 1, при цьому вхідні елементи виконуватимуть роль попереднього процесювання з лінійною функцією “Minimax” [15].

Етап 3, на якому здійснюється побудова нейронної мережі. В даній роботі передбачено часткове виконання етапу 3.

Вибір архітектури мережі здійснюється відповідно до поставленої задачі. В таблиці 1 наведено класифікацію нейронних мереж та алгоритмів навчання [16].

Реалізації поставленої задачі відповідає ймовірнісна нейронна мережа на основі ядерних оцінок, що відноситься до мереж радіально-базисних функцій. Найбільш важливі переваги ймовірнісних мереж полягають в наступному: легка інтерпретація вихідного значення; швидке навчання; вони допускають логічну інтерпретацію і модифікацію структури відносин між змінними задачі та дозволяють в явній формі врахувати апіорний досвід експертів у відповідній предметній області [6, 12, 13, 14].

Ця мережа є реалізацією байєсового підходу, який дає можливість оцінювати густину ймовірності розподілів для кожного класу по наявним даним, порівнювати між собою ймовірності належності різним класам і обирати найбільш ймовірний.

Таблиця 1 – Класифікація нейронних мереж та алгоритмів навчання

Парадигма	Правило навчання	Архітектура	Алгоритм навчання	Задача
З вчителем	Корекція помилки	Одношаровий і багатошаровий персептрон	Алгоритми навчання персептрона Обернене розповсюдження	Класифікація образів Апроксимація функцій Передбачення Управління
	Больцмана	Рекурентна	Алгоритм навчання Больцмана	Класифікація образів
	Хебба	Багатошарова прямого розповсюдження	Лінійний дискримінантний аналіз	Аналіз даних Класифікація образів
	Змагання	Змагання	Векторне квантування	Категоризація всередині класу Ущільнення даних
		Мережа ART	ARTMap	Класифікація образів
Без вчителя	Корекція помилки	Багатошарова прямого розповсюдження	Проекція Саммона	Категоризація всередині класу Аналіз даних
	Хебба	Прямого розповсюдження або змагання	Аналіз головних компонентів	Аналіз даних Ущільнення даних
		Мережа Хопфілда	Навчання асоціативної пам'яті	Асоціативна пам'ять
	Змагання	Змагання	Векторне квантування	Категоризація Ущільнення даних
		SOM Кохонена	SOM Кохонена	Категоризація Аналіз даних
		Мережі ART	ART1, ART2	Категоризація
Змішана	Корекція помилки і змагання	Мережа RBF	Алгоритм навчання RBF	Класифікація образів Апроксимація функцій Передбачення Управління

Побудована нейронна мережа представлена на рисунку 2. Мережа має три шари: вхідний, радіальний та вихідний. Кожний вихідний елемент нейронної мережі з'єднуємо з усіма радіальними елементами, що відносяться до його класу. З радіальними елементами протилежного класу він має нульове з'єднання. Кількість радіальних елементів обираємо по одному на кожне навчальне спостереження, тобто рівним 30, в якості ядерної функції – гаусову функцію, яка має вид [17]:

$$f(\bar{X}) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\bar{X}-m)^2}{2\sigma^2}}, \quad (3)$$

де m – математичне очікування;

σ – середнє квадратичне відхилення.

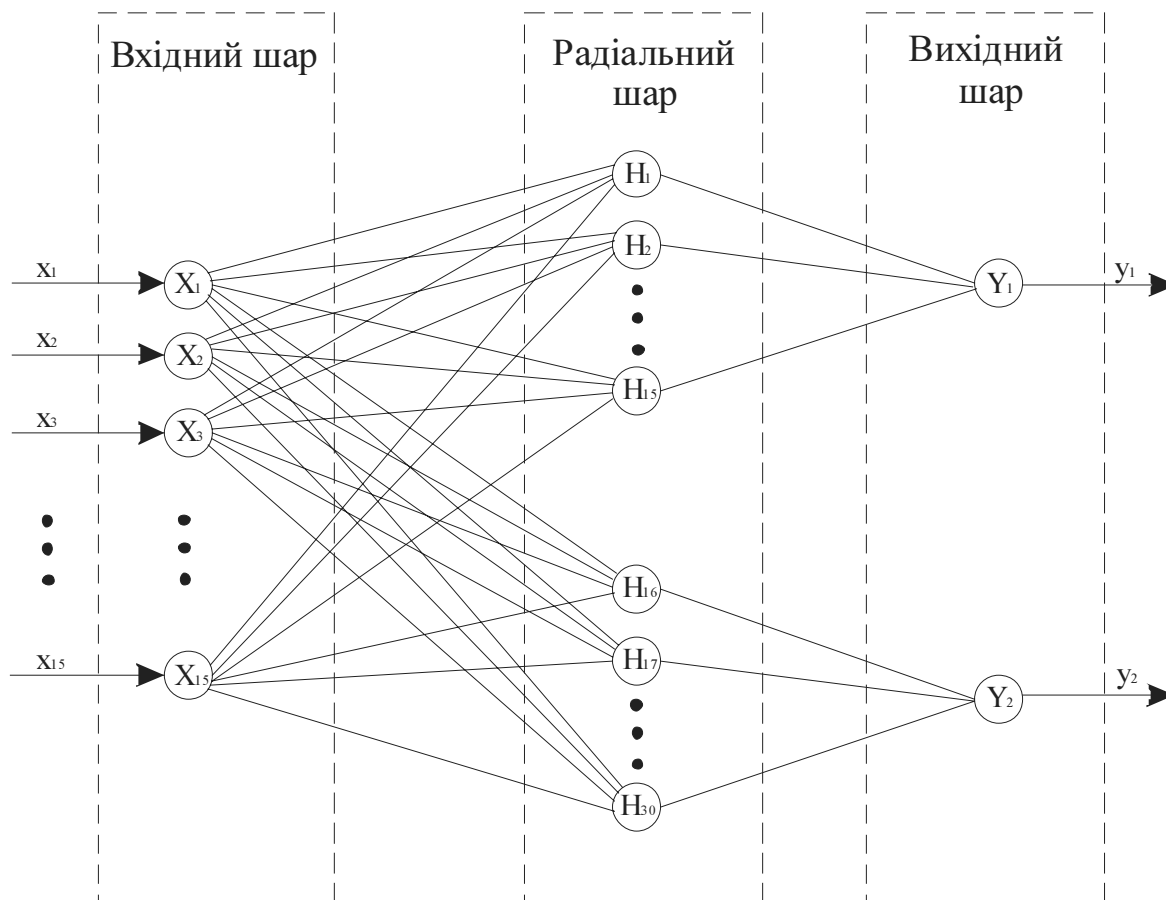


Рисунок 2 – Нейронна мережа для визначення ймовірності захворювання тварин маститом

В нейронах вихідного шару Y_1 та Y_2 відбувається підсумовування відгуків всіх елементів, що належать до їх класів (ядерні оцінки ймовірності належності до відповідних класів) і нормування їх на 1 [18]. На виході отримаємо кінцеву оцінку ймовірності належності до класів 1 і 2 (y_1 і y_2 відповідно).

Ймовірнісна нейронна мережа має єдиний управляючий параметр навчання, значення якого обирається користувачем, - степінь згладжування (відхилення гаусової функції). В даній роботі потрібне значення передбачається знайти досвідним шляхом.

Для оцінки ефективності роботи нейромережі обираємо критерії, викладені в роботі [15].

В роботі виконано поставлені задачі: визначення архітектури, топології, а також об'єму навчаючої та тестової множин нейронної мережі для визначення ймовірності захворювання тварин маститом. В результаті проведених теоретичних досліджень:

- для діагностики маститу обрано ймовірнісну нейронну мережу з 15-ма нейронами вхідного шару, 30-ма радіальними елементами та 2-ма нейронами у вихідному шарі;

- в якості ядерної функції взято гаусову функцію;

- навчаючу множину мережі складають 4800 спостережень, тестову – 200.

Список літератури

1. Ясенец В.А. Диагностика мастита при машинном доении// Техника в сельском хозяйстве. - 1986. - №1. - С.62.
2. Инихов Г.С., Брио Н.П. Методы анализа молока и молочных продуктов – М.: Пищевая промышленность, 1971. – 423 с.
3. Ясенецький В., Смоляр В. Результати порівняльних досліджень різних способів діагностики маститу у корів// Тваринництво України. – 2002. - № 6. - С. 25-27.
4. Пешук Л. Электропроводність молока як метод виявлення прихованих маститів у корів// Пропозиція. – 2001. - № 11. - С. 86-87.
5. Scott S., Kennedy A., Schaefer A. Development of an Early Detection Method for Mastitis Using Infrared Thermography// Agriculture and Agri-Food Canada. - 2003. - № 11. – р. 56-72.
6. Стариков А. Применение нейронных сетей для задач классификации
7. <http://www.statsoft.ru/home/textbook/modules/stneunet.html>.
8. Аргаков А.В., Михайленко П.Г., Чугунова Е.В. Измерение физиологических параметров животных// Техника в с/х. - 1981. - № 3. - С. 15-16.
9. Смоляр В., Коломієць Т., Пташка Ю. Стан і перспективи діагностики сучасними засобами маститу у корів// Техніка АПК. – 2006. - №1-2. – С. 38-40.
10. Основи тваринництва і ветеринарної медицини/ А.І. Вертійчук та ін. – К.: Урожай, 2004. – 656 с.
11. Heald C.W., Kim T., Sischo W.M., Cooper J.B., Wolfgang D.R. A computerized mastitis decision aid using farm-based records: an artificial neural network approach// Dairy Science. – 2000. - № 83. – Р. 711-720.
12. Artificial Neural Networks: Concepts and Theory - IEEE Computer Society Press, 1992.
13. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей – М.: СП "Параграф", 1990. – 134 с.
14. Мкртчян С.О. Нейроны и нейронные сети – М.: Энергия, 1971.
15. Казаков В.Н., Абрамов В.А., Ивнев Б.Б., Гурьянов В.Г., Снегирь А.Г. Использование методов линейного дискриминантного анализа и вероятностных нейронных сетей в дифференциальной диагностике болезни Альцгеймера и физиологического старения// Вестник гигиены и эпидемиологии ДонДМУ. Том 5. – 2001. - № 1. - С. 108-112.
16. Jain A. K., Mao J., Mohiuddin K.M. Artificial Neural Networks// A Tutorial Computer. Vol. 29. – 1996. - № 3. - Р. 31-44.
17. Вентцель Е.С. Теория вероятностей. – издание 4-е, стереотипное. – М.: Наука, 1969. – 576 с.
18. Толпин Д.А. Вероятностные сети для описания знаний. Обзор идей// Информационные процессы. – 2007. – Том 7. -№ 1. – С. 93-103.

В статье обоснован выбор вероятностной нейронной сети и ее топологии для определения вероятности заболевания коров маститом как частичного случая классификации событий. Выбрана ядерная функция и размеры обучающего и тестового множеств. Приведен алгоритм построения классификатора на основе нейронных сетей.

In article the choice of probabilistic neural network and its topology for definition of probability of cows' disease by mastitis as a partial case of events classification is proved. Nuclear function and the sizes of training and test sets are chosen. The algorithm of construction of the classifier is resulted on the basis of neural networks.