



Видається з вересня 1922 р.
(матеріали друкуються
мовами оригіналів —
українською та російською)

Вісник

аграрної науки

РЕДАКЦІЙНА КОЛЕГІЯ

М.Д. Безуглий
(головний редактор)

В.Ф. Петриченко
(заступник головного редактора)

В.А. Величко
(заступник головного редактора)

В.В. Адамчук

В.Г. Андрійчук

С.А. Балюк

В.О. Бусол

В.В. Влізло

І.В. Гриник

Я.С. Гуков

В.М. Жук

М.В. Зубець

О.О. Іващенко

С.М. Кваша

П.В. Кондратенко

В.І. Ладика

М.К. Лінник

М.П. Лісовий

Д.О. Мельничук

М.М. Мусяненко

Ю.О. Приходько

Б.С. Прістер

М.В. Роїк

М.І. Ромащенко

М.В. Рубленко

П.Т. Саблук

В.Ф. Сайко

Ю.М. Сиволап

В.П. Ситник

М.П. Сичевський

В.В. Снітинський

О.О. Созінов

Б.Т. Стегній

О.Г. Тараріко

М.А. Хвесик

EDITORIAL BOARD

M. Bezugly
(editor-in-chief)

V. Petrychenko
(deputy editor-in-chief)

V. Velychko
(deputy editor-in-chief)

V. Adamchuk

V. Andriychuk

S. Balyuk

V. Busol

V. Vlizlo

I. Grynyk

Ya. Gukov

V. Zhuk

M. Zubets

O. Ivashchenko

S. Kvasha

P. Kondratenko

V. Ladyka

M. Linnyk

M. Lisovy

D. Melnychuk

M. Musiyenko

Yu. Prykhod'ko

B. Prister

M. Royik

M. Romashchenko

M. Rublenko

P. Sabluk

V. Sayko

Yu. Syvolap

V. Sytnyk

M. Sychevsky

V. Snitynsky

O. Sozinov

B. Stegny

O. Tarariko

M. Hvesik

Київ

Редакція журналу
«Вісник аграрної науки»
2011

ЗМІСТ

НАЙАКТУАЛЬНІШЕ

ЗЕМЛЕРОБСТВО,
ГРУНТОЗНАВСТВО,
АГРОХІМІЯ

РОСЛИННИЦТВО,
КОРМОВИРОБНИЦТВО

ТВАРИННИЦТВО,
ВЕТЕРИНАРНА МЕДИЦИНА

ГЕНЕТИКА, СЕЛЕКЦІЯ,
БІОТЕХНОЛОГІЯ

МЕХАНІЗАЦІЯ,
ЕЛЕКТРИФІКАЦІЯ

АГРОЕКОЛОГІЯ,
РАДІОЛОГІЯ, МЕЛІОРАЦІЯ

ЗБЕРІГАННЯ ТА
ПЕРЕРОБКА ПРОДУКЦІЇ

ЕКОНОМІКА

СТОРІНКА МОЛОДОГО
ВЧЕНОГО

НЕКРОЛОГ

ЮВІЛЕЇ

- 5 Загальні збори Національної академії аграрних наук України
- 19 **Зубець М.В., Медведєв В.В., Балиук С.А.** Стратегія збалансованого використання і охорони земель України
- 24 **Панасюк Б.Я.** Кооперація та інтеграція в сучасному селі
- 29 **Пристер Б.С.** Решение проблем сельскохозяйственной радиологии на территориях, загрязненных после аварии на Чернобыльской АЭС
- 34 **Турін Є.М.** Ефективність різних штамів бульбочкових бактерій на сої сорту Одеська 150
- 37 **Мирончук В.П., Дрозд О.М.** Урожайність льону-довгунця залежно від мінеральних добрив
- 39 **Орлов Л.В., Решетніченко О.П., Гарбажій К.С., Богач М.В., Трофімов М.М.** Використання інгібіторів токсинів при вирощуванні курчат і поросят
- 42 **Шпак Л.В.** Становлення та розвиток м'ясного скотарства
- 45 **Цюпка С.Ю., Шоферістов Є.П.** Строки досягання плодів віддалених гібридів нектарина та персика з мигдалем звичайним
- 49 **Смаглий В.І.** Виведення сили і прискорення Коріоліса
- 53 **Лисенко В.П., Штепа В.М., Дудник А.О.** Ймовірнісна (Байєсівська) нейронна мережа класифікації температурних образів
- 56 **Сайко В.Ф., Витриховський П.І., Ступенко О.В.** Землеробство на радіоактивно забруднених землях
- 60 **Свириденко Т.А., Даниленко С.Г., Король Ц.О., Усатенко Н.Ф., Жукова Я.Ф., Кігель Н.Ф.** Протеолітичні процеси у філе курчат-бройлерів під впливом бактеріальних препаратів
- 64 **Макаров В.І., Гуков Я.С., Болотова Т.М., Ганн В.В., Лісовий М.П.** Економічні основи визначення оптимальних норм добрив для підживлення рослин у технологіях точного рослинництва
- 69 **Сало І.А.** Стабільність пропозиції на вітчизняному ринку плодів
- 72 **Корчак М.М.** Дослідження вібраційного вирівнювального ґрунтообробного пристрою
- 75 **Строяновський В.С.** Оцінка впливу щільності ґрунту на бульбову продуктивність рослин картоплі
- 77 **Пархоменко О.Л.** *Bacillus thuringiensis* як чинник регулювання чисельності картопляної молі
- 79 **Зубченко В.В.** Якість молока як основний чинник забезпечення конкурентоспроможності продукції
- 82 Пам'яті В.К. Смикова
- 83 О.М. Шпичаку — 70

CONTENTS

TOPICAL ISSUES

LAND CULTIVATION,
SOIL SCIENCE,
AGROCHEMISTRY

PLANT-GROWING,
FODDER PRODUCTION

LIVESTOCK BREEDING,
VETERINARY SCIENCE

GENETICS, SELECTION,
BIOTECHNOLOGY

MECHANIZATION,
ELECTRIFICATION

AGROECOLOGY,
RADIOLOGY, MELIORATION

STORAGE AND
PRODUCTS' PROCESSING

ECONOMICS

YOUNG SCIENTIST'S
PAGE

OBITUARY

JUBILEE

- 5 **General meeting of the National Academy of Agrarian Science of Ukraine**
- 19 **Zubets M., Medvedev V., Balyuk S.** Strategy of the balanced use and protection of lands of Ukraine
- 24 **Panasyuk B.** Cooperation and integration in modern village
- 29 **Prister B.** Solution of problems of agricultural radiology in the contaminated terrains after Chernobyl accident
- 34 **Turin Ye.** Effectiveness of different strains of nodule bacteria on soya bean of grade Odessa 150
- 37 **Mironchuk V., Drozd A.** Yielding ability of flux depending on fertilizers
- 39 **Orlov L., Reshetnichenko A., Garbazhiy Ye., Boghach N., Trofimov N.** Use of inhibitors of toxins at growing chickens and pigs
- 42 **Shpak L.** Development of beef cattle husbandry
- 45 **Tsyupka S., Shoferistov Ye.** Time of ripening of fruits of distant hybrids of nectarine and peach with almond
- 49 **Smaglyi V.** Calculation of Coriolis' force and speed-up
- 53 **Lysenko V., Shtepa V., Dudnik A.** Probability (Bayes) neural network of grading temperature modes
- 56 **Sayko V., Vitrihovskiy P., Stupenko A.** Farming agriculture on radioactive contaminated territories
- 60 **Sviridenko T., Danilenko S., Korol Ts., Usatenko N., Zhukova Ya., Kighel N.** Proteolytic processes in a fillet of chickens-broilers under action of bacteria preparations
- 64 **Makarov V., Gukov Ya., Bolotova T., Gann V., Lesovoy M.** Economic fundamentals of determination of optimum size standards of fertilizers for plant nutrition in process engineering of exact plant growing
- 69 **Salo I.** Supply stability on domestic fruit market
- 72 **Korchak N.** Study of the vibration aligning soil-cultivating device
- 75 **Stroyanovsky V.** Assessment of influence of soil density on tuber yielding capacity of potato
- 77 **Parkhomenko A.** *Bacillus thuringiensis* as the factor of regulation of numerosity of potato moth
- 79 **Zubchenko V.** Milk quality as the major factor of competitive strength of produce
- 82 In memory of V. Smykov
- 83 To O.Shpychak — 70

НАУКОВО-
ТЕОРЕТИЧНИЙ
ЖУРНАЛ
2011, №4 (696)

Вісник аграрної науки

Засновник і видавець —
Національна академія аграрних наук України

Свідоцтво
про державну реєстрацію
КВ № 540 від 28.03.94.

Точка зору редколегії
не завжди збігається
з позицією авторів

Редакція:

А.П. Акімова,
Л.М. Байбородіна,
Н.Ф. Лайко,
В.О. Сірий

Комп'ютерна верстка:
І.О. Алейнікова

Комп'ютерний набір:
Н.М. Чепіга,
Н.В.Олійник

Адреса редакції:
03022, Київ-22,
вул. Васильківська, 37,
тел./факс 257-40-81.
E-mail: agrovisnyk@ukr.net

Адреса видавця:
03022, Київ-22,
вул. Васильківська, 37

Підписано до друку 10.04.11.
Формат 70×100/16.
Папір офсетний.
Друк офсетний.
Умовн. друк. арк. 7,15.
Умовн. фарбовідб. 14,8.
Обл.-вид. арк. 10,0.

Друкарня фірми «Есе».
03142, Київ-142,
пр. Вернадського, 34/1.
тел./факс 424-02-10
424-02-10.

Редакція журналу
«Вісник аграрної науки»
© 2011

УДК 721
© 2011

*В.П. Лисенко,
В.М. Штепа,
кандидати
технічних наук
А.О. Дудник*
Національний
університет біоресурсів
і природокористування
України

ЙМОВІРНІСНА (БАЙЄСІВСЬКА) НЕЙРОННА МЕРЕЖА КЛАСИФІКАЦІЇ ТЕМПЕРАТУРНИХ ОБРАЗІВ

Проаналізовано передумови синтезу ймовірнісної (Байєсівської) нейронної мережі класифікації температурних образів при енергоефективному управлінні промисловим пташником як біологічним об'єктом, створено та перевірено на ефективність функціонування відповідну нейромережеву модель.

Актуальність досліджень. Розроблені математичні та програмно-апаратні засоби енергоефективного управління промисловим пташником як біологічним об'єктом [1—3], продемонстрували вірний тренд такого підходу. Створені температурні фрейми та образи пройшли позитивну апробацію на виробничому об'єкті [3].

Розроблений алгоритм адаптивного управління включає ряд кроків: *перший етап* — визначення образу за прогнозом Гідрометеоцентру; *другий етап* — уточнення образу після 24 год; *третій етап* — уточнення образу після 48 год.

При цьому слід зберігати: всі змінні на кожному етапі алгоритму розпізнавання образів, зокрема, його початок і кінець; послідовність температур образу (з існуючої бази даних образів).

Було встановлено, що запропонований алгоритм класифікації образів на основі теорії статистичних рішень має певний недолік — істотну нечутливість до початку зміни одного образу на інший, що може призвести до значних фінансових втрат. Хоча при певній стаціонарності температурних режимів ним досягається потрібна предиктивна якість.

Виходячи із необхідності адекватного аналізу початку зміни одного образу на інший та врахувавши функціональні особливості, для вирішення такої задачі було запропоновано застосування математичного апарату ймовірнісних нейронних мереж.

Мета досліджень — синтез адекватного та чутливого до початку зміни температурних образів класифікатора при енергоефективному управлінні промисловим пташником як біологічним об'єктом.

Матеріали і методика досліджень. Формула Байєса — одна з основних у елементарній теорії ймовірностей, яка дає змогу визначити ймовірність певної події (гіпотези) за наявності лише непрямих підтверджень (даних) [4], які можуть містити неточності, що особливо важливо для вирішення нашої задачі.

Формула Байєса:

$$P(A|B) = \frac{P(A|B)P(A)}{P(B)}, \quad (1)$$

де $P(A)$ — априорна ймовірність гіпотези A ; $P(A|B)$ — ймовірність гіпотези A при настанні події B (апостеріорна ймовірність); $P(B|A)$ — ймовірність настання події B при істинності гіпотези A ; $P(B)$ — ймовірність настання події B .

Важливим наслідком формули Байєса є формула повної ймовірності події, яка залежить від кількох несумісних гіпотез (i лише від них):

$$P(B) = \sum_{i=1}^N P(A_i)P(B|A_i), \quad (2)$$

де N — кількість гіпотез.

З урахуванням (2) приходимо до висновку, що ймовірність настання події B , залежить від ряду гіпотез A_i , якщо відомі ступені достовірності цих гіпотез (наприклад, експериментальні дані щодо зовнішньої температури повітря).

Побудована на таких теоретичних засадах Байєсова мережа являється ймовірнісною моделлю, яка представляє собою множину змінних і їх ймовірнісних залежностей. Формально, байєсівська мережа — це спрямований ациклічний граф, вершинами якого є змінні, а ребра кодують умовні залежності між змінними. Вершини можуть представляти змінні будь-яких типів, бути важливими параметрами, прихованими змінними або гіпотезами. Якщо ребро виходить з вершини A у вершину B , то A називають батьком B , а B називають нащадком A . Множину вершин-предків вершини X_i позначимо як *parents* (X_i). Тоді спільний розподіл значень у вершинах можна зручно розписати як результат локальних розподілів:

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | \text{parents}(X_i)), \quad (3)$$

де n — кількість локальних розподілів.

До окремого випадку Байєсівських мереж відносяться ймовірнісні нейронні мережі (probabilistic neural networks — PNN). Це — вид нейронних мереж, що ефективно застосовуються для вирішення задач класифікації, де щільність ймовірності належності класам оцінюється за допомогою ядерної апроксимації.

Діапазони зміни вхідних величин

$m_0, ^\circ\text{C}$	$A, ^\circ\text{C}$	$\sigma_{\min}, ^\circ\text{C}$	$\sigma_{\max}, ^\circ\text{C}$
-24...+18	0—10	0,5—2,5	3—5

При вирішенні задач класифікації виходи мережі можна інтерпретувати як оцінки ймовірності чи елемент належить деякому класу. Мережа фактично вчиться оцінювати функцію щільності ймовірності.

Аналогічна корисна інтерпретація може мати місце і в завданнях регресії — вихід мережі розглядається як очікуване значення моделі у даній точці простору входів. Це очікуване значення пов'язане з щільністю ймовірності спільного розподілу вхідних і вихідних даних.

У більш загальному випадку, Байєсівська статистика дає можливість оцінювати щільність ймовірності розподілів параметрів моделі за наявними даними. Для того, щоб мінімізувати помилку, вибирається модель з такими параметрами, при яких щільність ймовірності буде найбільшою. При вирішенні задачі класифікації можна оцінити щільність ймовірності для кожного класу, порівняти між собою ймовірності приналежності різних класів і вибрати найімовірніший.

Насправді саме це відбувається, коли ми навчаємо нейронну мережу вирішувати задачу класифікації — мережа намагається визначити (апроксимувати) щільність ймовірності кожного класу.

В основу класифікації в мережі PNN покладено ідею, що для кожного зразка можна прийняти рішення на основі вибору найімовірнішого класу з тих, до яких міг би належати цей зразок. Таке рішення потребує оцінки функції щільності ймовірностей для кожного класу. Ця оцінка встановлюється за результатами розгляду навчальних даних. Правилком є те, що клас з найщільнішим розподілом в області невідомого зразка буде чисельнішим порівняно з іншими класами. Так само матиме перевагу і клас з високою апіорною ймовірністю або високою ціною помилки класифікації.

Для двох класів А і В, відповідно до цього правила, вибирається клас А, якщо:

$$h_A c_A f_A(x) = h_B c_B f_B(x), \quad (4)$$

де h — апіорна ймовірність; c — ціна помилки класифікації; $f(x)$ — функція щільності ймовірностей.

Вірна оцінка помилки класифікації потребує ґрунтовного знання предметної області, але у багатьох випадках вона та апіорна ймовірності вибираються однаковими для всіх класів.

Оцінити функції щільності розподілу ймовірностей можна за допомогою методу Парцена, в якому використовується вагова функція, що має центр у точці, яка представляє навчальний зразок. Таку вагову функцію називають функцією потенціалу або ядром. Найчастіше в якості ядра використовується функція Гауса.

Для функції розподілу класу, для кожного вектора розглядається функція Гауса з центром у точці, що відповідає цьому вектору. Потім функції Гауса підсумовуються, за результатами чого виходить шукана функція розподілу.

Традиційно використовується більш проста форма функції Гауса, де включено квадрат евклідової відстані від невідомого образу до елемента шару зразкових образів:

$$g(x) = \sum_{i=1}^n \exp\left(\frac{-\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right), \quad (5)$$

де σ — параметр, який задає ширину функцій Гауса; x — невідомий вхідний зразок.

Загалом для Сакського району АР Крим було сформовано 132 температурні образи з відповідними числовими значеннями вхідних параметрів [1].

При синтезі PNN-класифікатора температурних образів як вхідні величини використали (таблиця): математичне сподівання (m_0); амплітуду температурних коливань (A); мінімальне середньоквадратичне відхилення (σ_{\min}); максимальне середньоквадратичне відхилення (σ_{\max}).

Вихід мережі — номер класу (образу), до якого відноситься отриманий набір вхідних величин.

Нейромережевий шар додавання матиме по одному елементу для кожного класу з навчальної множини даних — 132. До всіх елементів цього шару йдуть зв'язки лише від елементів шару зразків, що належать до відповідного образу.

Активність елемента шару зразків дорівнюватиме:

$$O_j = \exp\left(\frac{-\sum (w_{ij} - x_i)^2}{\sigma^2}\right), \quad (6)$$

де w — значення вагових коефіцієнтів.

Вагові значення зв'язків, що йдуть від елементів шару зразків до елементів шару додавання, фіксуються рівними 1.

Елемент шару додавання просто підсумовує вихідні значення елементів шару зразків. Ця сума дає оцінку значення функції щільності розподілу ймовірності для сукупності примірників відповідного класу. Вихідні елементи являють собою дискримінатори порогової величини, що вказують елемент шару додавання з максимальним значенням активності (тобто вказують на один із 132 температурних образів).

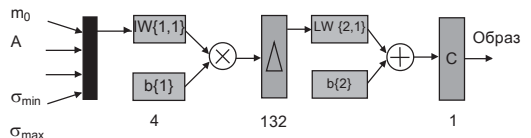


Рис. 1. Архітектура PNN-класифікатора температурних образів

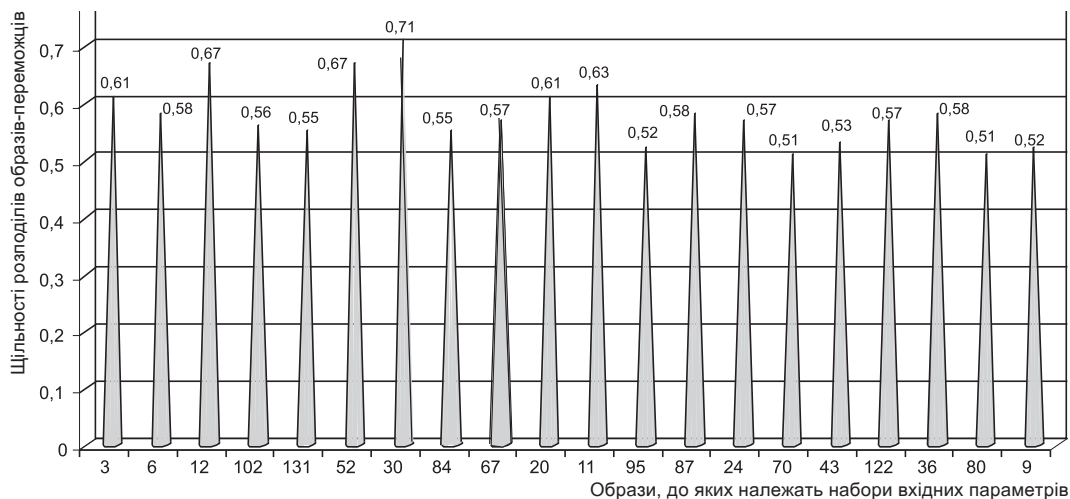


Рис. 2. Щільності розподілу ймовірностей образів-переможців при дослідженні якості класифікації за допомогою PNN

Для такої мережі не потрібне навчання в тому сенсі, яке потрібне для мереж типу перцептрона, радикально-базисної функції тощо, так як усі параметри мережі PNN (число елементів і значення ваг) визначаються безпосередньо навчальними даними.

Процедура використання мережі PNN є відносно простою: після того як мережа побудована, невідомий екземпляр можна подати на вхід мережі, і в результаті прямого проходження через мережу вихідний шар укаже клас, до якого, найімовірніше, належить зразок.

У контексті нашого завдання, цікавить не стільки дискретна класифікація образів, скільки значення виходу шару додавання, який вирахо-

вує щільності розподілу ймовірності для сукупності примірників відповідного образу. Тобто на виході цього шару можна відслідковувати динаміку зміни (потенційної зміни) температурних образів.

Результати досліджень. Відповідну PNN синтезували у пакеті прикладних програм MatLAB (рис. 1).

Для дослідження якості класифікації створили 20 можливих наборів вхідних параметрів, причому вони належать до певних різних класів.

Ймовірнісна нейронна мережа вірно класифікувала всі набори з чіткою перевагою на виході шару додавання щільності розподілу ймовірностей відповідних образів-переможців (рис. 2).

Висновки

Ймовірнісні (Байєсівські) нейронні мережі доцільно використовувати для дослідження динаміки зміни образів під час управління технологічними об'єктами: промисловими пташ-

никами, теплицями, засобами протидії надзвичайним ситуаціям техногенного та природного походження тощо.

Бібліографія

1. Лисенко В.П. Адаптивний алгоритм оперативного управління промисловим пташником на основі теорії статистичних рішень//В.П. Лисенко, Б.Л. Головінський, В.М. Решетюк, А.А. Руденський//Наук. вісн. Нац. ун-ту біоресурсів і природокористування України. — К.: НУБіПУ, 2010. — № 153. — С. 235—244.
2. Лисенко В.П. Метод оцінки ефективності роботи систем управління умовами утримання біологічних об'єктів для промислового виробництва сільськогосподарської продукції//В.П. Лисенко, Б.Л. Головінський//Аграр. наука та освіта — К.: НАУ, 2005. — 6, № 3—4. — С. 127—133.

3. Лисенко В.П. Технічні засоби комп'ютерно-інтегрованої системи ефективного управління енергетичними ресурсами на птахофабриці//В.П. Лисенко, Б.Л. Головінський, В.М. Решетюк та ін.//Біоресурси і природокористування. — К.: НУБіПУ, 2010. — 2, № 3—4. — С. 111—118.
4. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей//Р. Каллан. — М.: Издат. дом «Вильямс», 2001. — 516 с.
5. Гареев А.Ф. Применение вероятностной нейронной сети для задачи классификации текстов//А.Ф. Гареев//Наука и образование. — М.: НиО, 2004. — № 11. — С. 105—117.