

УДК 631.432:626.86

В. Й. Пастушенко, канд. техн. наук,**А. М. Стеценко**, старший викладачНаціональний університет водного господарства
та природокористування, м. Рівне

ПРОГНОЗУВАННЯ ВОЛОГОСТІ НЕНАСИЧЕНОЇ ЗОНИ ҐРУНТУ НА ОСНОВІ NEO-FUZZY МЕРЕЖІ

У даній роботі вирішується задача прогнозування вологості ненасиченої зони ґрунту на керованому модулі меліоративної системи двосторонньої дії з підґрунтовим зволоженням за допомогою нео-fuzzy нейронних мереж.

Ключові слова: ґрунт, сільськогосподарські культури, вологість, всмоктуючий тиск ґрунту, нейронна мережа, опади, дефіцит вологості повітря, рівень ґрунтових вод.

Водно-повітряний режим ґрунту, який є одним із найважливіших параметрів для росту і розвитку сільськогосподарських культур, на осушувально-зволожувальних системах (ОЗС) двосторонньої дії з підґрунтовим зволоженням регулюється шляхом зміни рівня ґрунтових вод (РГВ). При керуванні вологістю ґрунту важливим є прогнозування потреб рослин у воді протягом вегетаційного періоду для економного використання водних та енергетичних ресурсів.

Питання управління водогосподарсько-меліоративними об'єктами у зоні надлишкового та нестійкого зволоження України на рівнях стратегічного та тактичного планування на основі поєднання короткотермінового та довготермінового метеорологічних прогнозів розглядалися у публікації [1]. У роботі [2] розроблено методіку управління вологістю ґрунту на основі багатопарової моделі вологоперенесення. Однак, залишаються відкритими питання адаптації і самонавчання автоматизованих систем керування вологістю ґрунту в умовах дії випадкових погодних факторів і зміни характеристик об'єкта керування.

У даній роботі поставлено задачу розробки математичної моделі прогнозування вологості ґрунту на основі нео-фаззі нейронної мережі (НМ).

Автоматизовану систему керування (АСК) вологозабезпеченістю сільськогосподарських культур при підґрунтовому зволоженні можна представити у вигляді каскадної системи керування, внутрішнім контуром якої є контур керування рівнем води у керуючому колодязі, а зовнішнім, задаючим, — контур керування вологістю ґрунту. Об'єкт керування зовнішнього контуру можна розділити на два підоб'єкти — 1 — колекторно-дренажна система та насичена зона ґрунту, 2 — ненасичена зона ґрунту.

Модульна ділянка ґрунту як об'єкт керування (ОК) представляє собою складну розподілену в просторі систему, якій притаманні стохастична та лінгвістична невизначеності. Стохастична невизначеність спричинена дією стохастично змінних збурень, якими є погодні умови (опади, температура, відносна вологість повітря, вітер, сонячна радіація). Лінгвістична невизначеність пов'язана з оцінюванням прогнозованих метеопараметрів у формі певного діапазону значень («невеликий дощ», «висока температура» тощо). Існує також складність у врахуванні усіх збурень, що діють на ОК, одночасно [3].

У системі керування вологістю об'єктом керування являється ненасичена зона ґрунту, в якій знаходиться коренева система рослин. Оскільки на об'єкт одночасно здійснюють вплив декілька стохастично змінних збурень, якими є метеоумови, пропонується представити його математичну модель у вигляді нейронної мережі, яка здатна виявляти взаємозв'язки між вхідними і вихідними параметрами ОК. Для побудови НМ необхідно визначитися із вхідними параметрами, які здійснюють вплив на її вихід. Оскільки вологість ґрунту на наступному періоді керування залежить від погодних умов, рівня ґрунтових вод та поточних вологозапасів у ґрунті, представимо НМ для прогнозування вологості у вигляді:

$$W_{k+1}^h = NN(P_{k+1}, D_{k+1}, L_{k+1}, W_{k-1}^h, W_k^h), \quad (1)$$

де вхідними параметрами є кількість опадів P (мм), дефіцит вологості повітря D (мбар), який є функцією від температури та відносної вологості повітря, рівень ґрунтових вод L від світлової поверхні (м). Вихідним параметром є всмоктуючий тиск W^h (м) у визначеному шарі ґрунту h , який зв'язаний з вологістю ґрунту за допомогою основної гідрофізичної характеристики. $NN(\)$ — перетворення, яке здійснюється нейронною мережею, k — поточний крок.

Далі визначаємося із архітектурою НМ, яка здійснюватиме перетворення (1). На даний час задачі прогнозування успішно вирішуються за допомогою НМ різної архітектури, у тому числі за допомогою нейронечітких (neuro-fuzzy) мереж, які об'єднують у собі функції нейронних мереж та нечіткої логіки. Основним недоліком адаптивних нейронечітких мереж є їх громіздкість і низька швидкість збіжності алгоритмів навчання, що вимагає великих за об'ємом навчальних вибірок даних [4]. З метою подолання вище наведених недоліків нейро-нечітких систем японськими вченими Yamakawa T., Uchino E., Miki T., Kusanagi H. було введено нео-фаззі (neo-fuzzy) нейрон, подібний за архітектурою до п-входового формального нейрона. Його структура показана на рис. 1. Замість звичайних синаптичних ваг нео-фаззі нейрон містить нелінійні

синапси $NS_i, i = 1, 2 \dots n$, утворені набором трикутних симетричних рівномірно розподілених на інтервалі $[0, 1]$ функцій приналежності $\mu_{ji}, j = 1, 2 \dots m$, з кожною з яких зв'язана власна налаштовувана вага w_{ji} . Вихідна реакція нео-фаззі нейрона на вхідний вектор даних — $x(k) = (x_1(k), x_2(k) \dots x_n(k))^T, k = 1, 2 \dots N$ — може бути представлена у вигляді:

$$y(k) = \sum_{i=1}^n f_i(x_i(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} \mu_{ji}(x_i(k)) \cdot w_{ji}(k), \quad (2)$$

де $w_{ji}(k)$ — поточне значення синаптичної ваги, що налаштовується, у момент часу k при j -й функції приналежності i -ї компоненти вхідного сигналу.

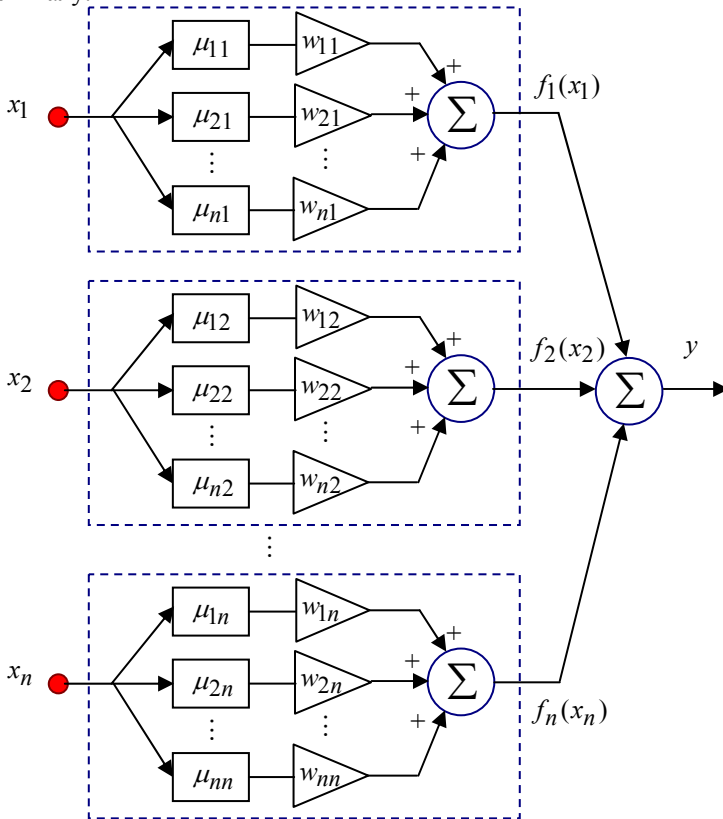


Рис. 1. Структура нео-fuzzy нейрона

У якості критерію навчання нео-фаззі нейрона використовується стандартна квадратична помилка:

$$E(k) = \frac{1}{2}(d(k) - y(k))^2 = \frac{1}{2}e^2(k) = \frac{1}{2}\left(d(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} \mu_{ji}(x_i(k)) \cdot w_{ji}\right)^2, \quad (3)$$

мінімізація якої за допомогою градієнтної процедури веде до алгоритму навчання:

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta \cdot e(k) \cdot \mu_{ji}(x_i(k)), \quad (4)$$

де $d(k)$ — зовнішній навчальний сигнал, η — параметр кроку пошуку, що вибирається з емпіричних міркувань і визначає швидкість збіжності процесу навчання.

Центри трикутних функцій приналежності μ_{ji} розташовані так, щоб забезпечити так зване розбиття Руспіні, тобто:

$$\sum_{j=1}^{m_i} \mu_{ji}(x_i(k)) = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (5)$$

що дозволяє не вводити прихований шар нейронів для нормалізації входів, який зазвичай присутній у нейро-фаззі системах. Внаслідок розбиття Руспіні на кожному кроці навчання активуються тільки дві сусідні функції приналежності. Вигляд трикутних функцій приналежності нео-фаззі нейрона показано на рис. 2. Як бачимо, кожна змінна розбивається на n рівних інтервалів від свого мінімального до максимального значення. Значення функції приналежності змінної x_i визначаємо за залежністю:

$$\mu_{ji} = \begin{cases} \frac{x_i - c_{j-1,i}}{c_{ji} - c_{j-1,i}}, & x \in [c_{j-1,i}, c_{ji}], \\ \frac{c_{j+1,i} - x_i}{c_{j+1,i} - c_{ji}}, & x \in [c_{ji}, c_{j+1,i}], \\ 0 - \text{у інших випадках.} \end{cases} \quad (6)$$

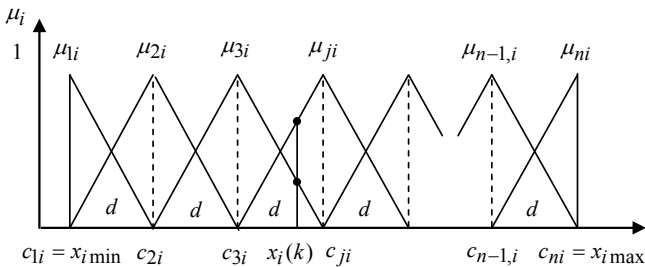


Рис. 2. Трикутні функції приналежності нео-fuzzy нейрона

Для моделювання ненасиченої зони ґрунту сформуємо навчальну і тестувальну вибірки даних по 689 точок у кожній за два різні вегетаційні періоди. Створимо моделі виду (1) на основі нео-фаззи нейрона (2) для різних шарів ґрунту: 0-10, 10-20 та 30-40 см. При цьому розіб'ємо кожну змінну на 6 рівних інтервалів з трикутними функціями приналежності, які задовольняють вимозі (5). Програмне забезпечення для навчання та тестування нео-фаззи моделей для прогнозування всмоктуючого тиску ґрунту розроблено мовою C++. У таблиці 1 наведено дані середньоквадратичного відхилення (СКВ) при навчанні та тестуванні моделей для різних шарів ґрунту у порівнянні з експериментальними даними.

Таблиця 1

Результати роботи нео-фаззи моделей для прогнозування всмоктуючого тиску ґрунту

Шар ґрунту	Середньоквадратичне відхилення	
	навчання	тестування
h=0-10 см	0,2725	0,2798
h=10-20 см	0,1353	0,1471
h=30-40 см	0,08413	0,08158

Графіки результатів роботи нео-фаззи моделей на незалежних тестувальних вибірках даних для прогнозуванні всмоктуючого тиску ґрунту у різних шарах ґрунту представлено на рис. 3—5.

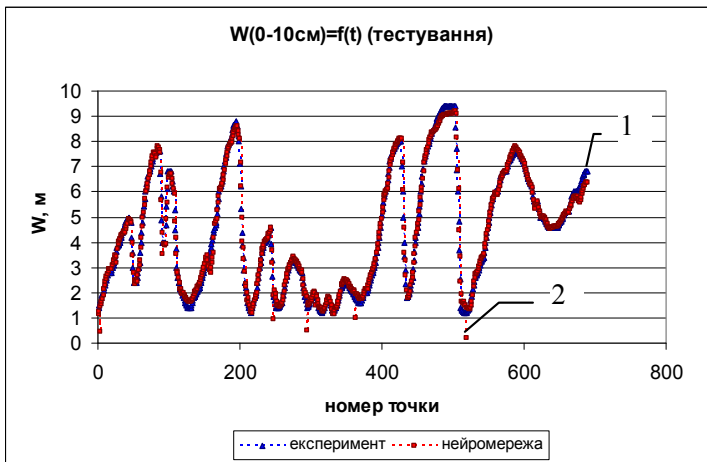


Рис. 3. Результати роботи нео-фаззи моделей для прогнозування всмоктуючого тиску ґрунту у шарі 0-10 см: 1 — експериментальні дані, 2 — результати роботи нейромережі

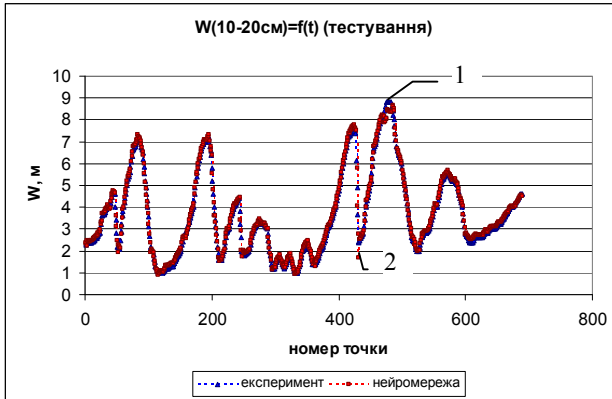


Рис. 4. Результати роботи нео-фаззі моделі для прогнозування всмоктуючого тиску ґрунту у шарі 10-20 см: 1 – експериментальні дані, 2 – результати роботи нейромережі

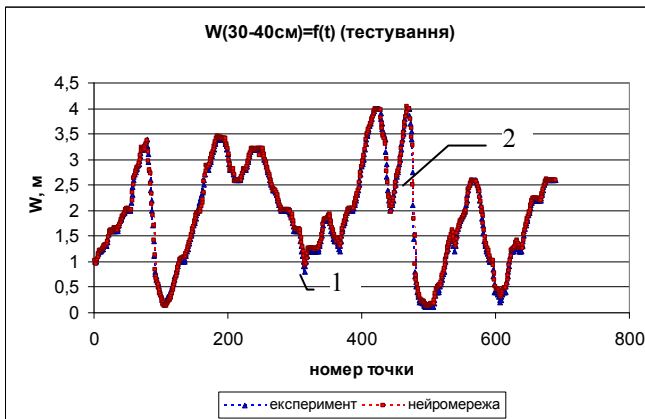


Рис. 5. Результати роботи нео-фаззі моделі для прогнозування всмоктуючого тиску ґрунту у шарі 30-40 см: 1 – експериментальні дані, 2 – результати роботи нейромережі

Розроблені нео-фаззі моделі для прогнозування всмоктуючого тиску ґрунту можуть бути використані у складі автоматизованого робочого місця диспетчера осушувально-зволожувальної системи і служити зручним інструментом для планування і керування режимами зволоження сільськогосподарських культур.

Список використаних джерел:

1. Науково-методичні та організаційні засади управління водогосподарсько-меліоративними об'єктами гумідної зони України за короткотерміновим ме-

- теорологічним прогнозом. Методичні рекомендації / [А. М. Рокочинський, Я. Я. Зубик, Л. В. Зубик, Є. І. Покладньов ; за участю спеціалістів Держводгоспу України В. А. Сташук, В. Д. Крученюк]. — Рівне : НУВГП, 2005. — 53 с.
2. Системна оптимізація водокористування при зрошенні : монографія / [П. Ковальчук, Н. Пендак, В. Ковальчук, М. Волошин]. — Рівне : НУВГП, 2008. — 204 с.
 3. Леоненков А. Нечёткое моделирование в среде Matlab и fuzzyTech / А. Леоненков. — СПб. : БХВ-Петербург, 2005. — 719 с.
 4. Jang J.-Sh. R. Neuro-Fuzzy and Soft Computing / J.-Sh. R. Jang, Ch.-T. Sun, E. Mizutani. — Upper Saddle River, NJ : Prentice Hall, 1997. — 514 p.

In this work the task of forecasting of non-saturated part of soil's moisture on the control module of land-reclamation double-sided action system with underground moistening by means of neo-fuzzy neural networks is resolved.

Key words: *soil, agricultural cultures, moisture, sucking soil's pressure, neural network, falls, deficit of air's moisture, groundwater level.*

Отримано: 12.03.2012

UDC 621.182.56+519.711.2+519.832.3

V. V. Romanuke, c. t. s.,

S. S. Kovalchuk, c. t. s.

Khmelnitskiy National University, Khmelniyskiy

A REMOVING UNCERTAINTY FRAMEWORK FOR APPROXIMATING THE PROBABILISTIC DISTRIBUTION OVER ABRASIVE-ADHESIVE-DIFFUSIVE WEAR EVALUATION MODELS OFF MOST-PRECAUTIOUS DISTRIBUTION PATTERN

There are considered single-parameter output models of tool wear evaluation, grounded on abrasion, adhesion, and diffusion phenomena. A mathematical framework of removing such three-model uncertainty, using the multi-lap-measurement-approximated probabilistic distribution off most-precautious distribution pattern, is stated.

Key words: *tool wear evaluation, abrasive model, adhesive model, diffusive model, model uncertainty, probabilistic distribution, matrix game, investigator optimal strategy.*

A problem statement. In cutting and processing metals or their work-faces there extensively are four specific features, being focused on to get considered the complex tool wear mechanism quantitatively: abrasion, adhesion, diffusion and oxidization [1; 2]. The last one stands out to be deeply complicated, and so mostly there are three mathematical models of tool wear evaluation (TWE), grounded on abrasive-adhesive-diffusive phenomena separately, slightly included oxidizing effect. The matter is to form an adequate probabilis-