

5. Березька К.М. Алгоритми побудови груп перетворень // Вісник Львівського університету. Прикладна математика та інформатика. 1999. Вип.1. С. 8-12.
6. Березька К.М., Карлінський М.П. Мова опису складних зображень // Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы. 1997. №1. С.30-37.
7. Березька К.М. Опис, аналіз та синтез складних зображень // Інформаційні технології і системи. 1998. Т.1, №1/2. С.168-173.
8. Фу К. Структурные методы в распознавании образов. М., 1977.

УДК 621.142.4

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗУВАННЯ В МЕЛІОРАЦІЇ

© М. Медниковський, Ю. Опотяк

Державний науково-дослідний інститут інформаційної інфраструктури

Розглядається задача прогнозування рівня ґрунтових вод в меліоративних системах з використанням технологій нейронних мереж. Описано постановку ряду задач, методику підготовки даних, наведено приклади їх успішного вирішення.

The problem of forecasting of parameters of a water regime of ground on reclaimed grounds with applying of know-how of neural networks is considered. The know-how of neural networks under condition of selection of adequate model are capable to execute forecasting of water regimes of grounds with adequate accuracy and will allow to establish complementarity and influencing of these parameters on a groundwater level. Problem set, data preprocessing for neural net learning and solutions of a few sample problems are presented.

Вступ

Вирішення проблеми вирощування програмованих врожаїв сільськогосподарських культур на меліорованих землях передбачає здійснення комплексу науково обґрунтованих меліоративних і агротехнічних заходів, серед яких провідне місце належить правильному регулюванню водно-повітряного режиму ґрунту. При цьому визначальним фактором поряд з низкою метеорологічних явищ та агротехнічних прийомів, є глибина залягання ґрунтових вод [1]. Сучасні меліоративні системи здатні реалізувати необхідні алгоритми управління рівнем ґрунтових вод при умові забезпечення достовірними прогнозами цього параметру. Завчасність таких прогнозів повинна становити 1...2 місяці.

1. Переваги застосування технології нейронних мереж при прогнозуванні в меліорації

Для розв'язання вказаних задач сьогодні застосовують такі методи: балансовий, який базується на використанні рівнянь водного балансу та імовірно-статистичний, який ґрунтується на встановленні причинно-наслідкових зв'язків між відхиленнями рівнів ґрунтових вод і факторами гідрометеорологічної групи [2]. Останній є одним з методів так званого технічного аналізу, що полягає у формуванні набору емпіричних правил, які базуються на певних статистичних закономірностях, виявлених протягом тривалого часу (часто декілька десятиліть). Об'єктом дослідження у цьому випадку є множи-

на даних (показників), що характеризують певну систему, а метою – прогнозування вихідних показників у випадку подачі на вхід системи певного набору вхідних даних (вектора). При цьому існують обмеження на кількість вхідних параметрів, які впливають на стан системи, а тому знижуються точність і достовірність прогнозу. В таких умовах важко, а часом і неможливо застосовувати традиційні методи прогнозування, що використовують, як правило, лінійні статистичні моделі.

Інформаційні технології нейронних мереж можуть стати одним із важливих методів при вирішенні задач прогнозування в галузі меліорації. Вони базуються на нелінійних ме-

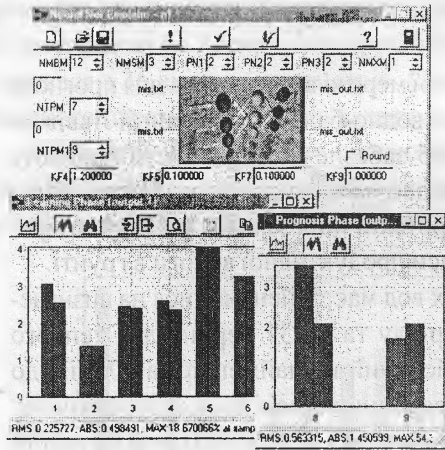


Рис. 1. Робоче вікно програми Neural Net Emulator

тодах аналізу інформації і керуються даними, на противагу підходу із застосуванням правил, який прийнятий в експертних системах. У цьому випадку нейронна мережа може відігравати роль "чорної скриньки", що навчається на наборах даних, що характеризують певний природний процес. "Чорна скринька" надалі при подачі на її вхід відповідної сукупності даних може генерувати дані – прогнозувати. Суттєвим є той момент, що від дослідника не вимагається докладне знання системи, для якої здійснюється моделювання, необхідний лише певний рівень знань щодо взаємозв'язку і взаємного впливу параметрів.

Переваги технології нейронних мереж такі:

- здатність нейронних мереж відтворювати взаємозалежність, що існує між даними, які характеризують певну систему, зокрема і природну;
- відсутність обмежень на характер вхідних даних. Це можуть бути параметри, що характеризують певну систему, або інші параметри, які можуть мати певну кореляцію з даними, що характеризують цю систему;
- нейронні мережі можуть оперативнo переналаштовуватися у реальному часі внаслідок перенавчання на нових наборах даних, і враховувати зміни параметрів, що характеризують певну реальну систему.

Відомі програмні реалізації нейронних мереж (*NeuroShell 2*, *NeuroShell Predictor*, *NeuroWindows* російської компанії "НейроПроект", *Excel NeuralPackage* компанії

NeurOk. OWL компанії *Hyper Logic Corporation*, *Vienna Neural Network Toolkit 2* (Австрійського дослідного інституту штучного інтелекту) мають незадовільні характеристики – недостатня швидкодія, трудність вибору оптимальної структури нейронної мережі, високі вимоги до апаратних засобів, складність використання тощо або є дорогими комерційними продуктами. Враховуючи вказані зауваження, було запропоновано нову парадигму нейронної мережі "Функціонал на множині табличних функцій (ФТФ)", яка докладно описана в [3, 4]. На її основі розроблена програмна реалізація нейронної мережі *Neural Net Emulator* (рис. 1), описана в [6, 7]. Основними перевагами програми є висока швидкодія у режимах навчання та прогнозування, зручний, інтуїтивно-зрозумілий інтерфейс, швидка переконфігурація нейронної мережі.

2. Приклади застосування

Запропонована програмна реалізація нейронної мережі використана для прогнозу рівня ґрунтових вод (РГВ) в умовах Оброшинської водно-балансової станції Львівської області. Одержані результати з надійністю 0,95 забезпечують точність прогнозу $\pm 20\%$ для різних періодів гідрологічного року, що дає можливість передбачати оптимальні терміни початку або періоди проведення агротехнічних заходів, реалізувати режими вологозабезпечення рослин, формувати запаси продуктивної вологи в ґрунті.

Прогнозування глибини залягання ґрунтових вод має здійснюватися на визначену дату, а саме, на 31 березня для холодного періоду та на 31 серпня для теплого періоду кожного року. Прогноз повинен бути здійснений щонайменше за 30 днів до вказаного терміну, що необхідно для вчасного проведення відповідних агротехнічних заходів. Параметри, що враховувалися при прогнозуванні РГВ такі: РГВ за попередній період, температура навколишнього середовища та опади у місцевості, для якої здійснюється прогнозування. На рис. 2 показано графік зміни цих параметрів протягом 1998 року. На графіку вказане абсолютне значення РГВ. Очевидна залежність РГВ від зміни температури та кількості опадів.

Спочатку було проведено прогнозування для теплого періоду року. Навчальна вибірка містила дані про зміну вказаних параметрів протягом з 1987 до 1997 роки. Для зменшення об'єму вибірки було вирішено використати середньодекадні значення параметрів, а для рівня опадів – накопичене значення протягом декади. У вибірці враховувалися дані за два попередні місяці до дати прогнозу як такі, що найбільше впливають на результуюче значення РГВ на дату прогнозу. Так було сформовано вибірку, кожен вектор якої містив 18 вхідних параметрів (3 параметри за 3 декади протягом 2 місяців) та 1 вихідний параметр (РГВ на вказаний термін). Після підбору оптимальної конфігурації нейронної мережі було досягнуто добре відтворення навчальної вибірки. Результати відображено на

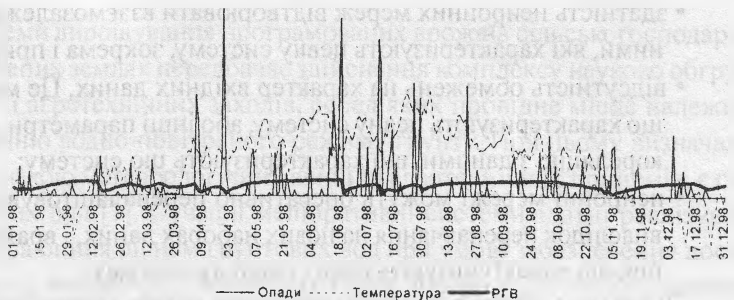


Рис. 2 Графік зміни опадів, температури та РГВ протягом 1998 року

рис.3а. На рис.3б наведено результати прогнозування для 1998 – 2000 років. Максимальна похибка становила не більше 10-22%.

Проведено також експерименти з меншим об'ємом вибірки. Вибірка містила 9 вхідних параметрів (3 параметри за 3 декади протягом 1 місяця) та 1 вихідний параметр (РГВ на вказаний термін). У цьому випадку відтворення навчальної вибірки та результати прогнозування для 1998 – 2000 років були гіршими (рис.3в, г). Максимальна похибка становила не більше 15-31%.

Далі здійснювалося прогнозування РГВ для холодного періоду року. У навчальну вибірку було включено дані про зміну параметрів протягом з 1988 по 1998 роки. Прогноз здійснювався на кінець березня. Оскільки вплив на результуюче значення РГВ мають всі зимові місяці (за рахунок накопичення снігового покриву), то у вибірку було включено дані за чотири місяці до терміну прогнозу. Тобто кожний вектор вибірки складався з 36 вхідних параметрів (3 параметри за 3 декади протягом 4 місяців) та 1 вихідного параметра (РГВ на вказаний термін).

Результати навчання та прогнозування наведені на рис. 4. Якість прогнозу, його повторюваність у цьому випадку була дещо гіршою. Похибка прогнозу становила 25%. Це обумовлено більшою складністю процесів, що впливають на результуюче значення

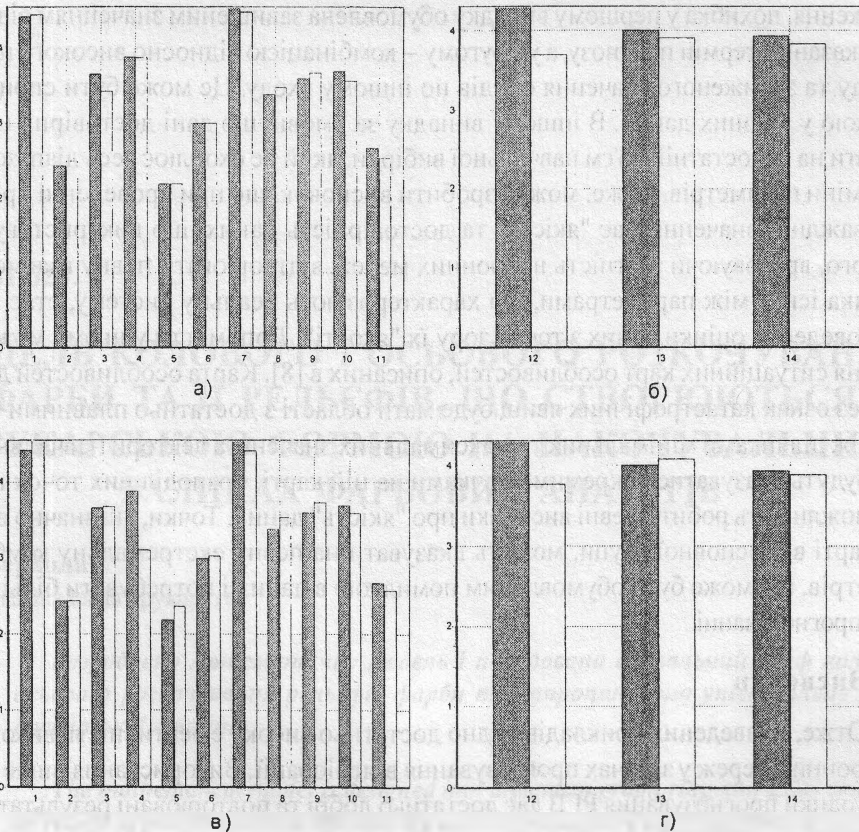


Рис.3. Результати прогнозування РГВ для теплого періоду року (лівий стовпчик - реальні значення, правий - значення відтворені або спрогнозовані нейронною мережею а) - якість навчання; б) - прогноз РГВ на 1998-2000 рік для вибірки з 18 вхідними параметрами в) - якість навчання; г) - прогноз РГВ на 1998-2000 рік для вибірки з 9 вхідними

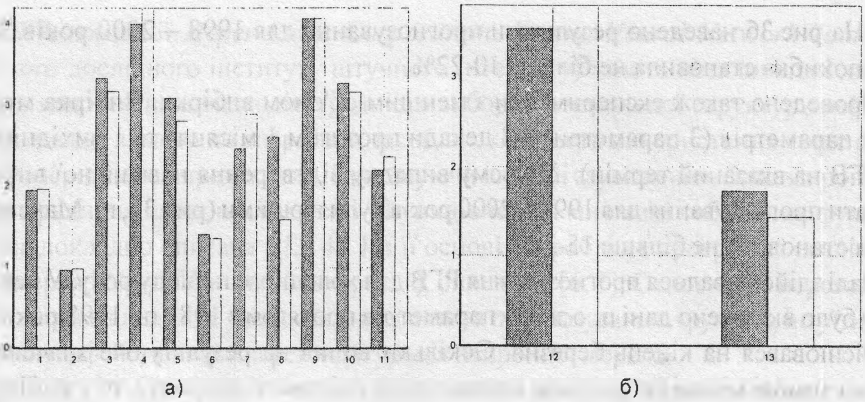


Рис.4. Результати прогнозування РГВ для холодного періоду року (лівий стовпчик - реальні значення, правий - значення, відтворені або спрогнозовані нейронною мережею) а) - якість навчання; б) - прогноз РГВ на 1999-2000 рік

РГВ і відбуваються протягом зимового періоду.

Як видно з рис. 3 і 4, при відтворенні навчальної вибірки та у даних прогнозу існують певні значення, які різко виділяються збільшеним значенням отриманої похибки. Наприклад, елемент 12 на рис. 3б, 3г., елемент 8 на рис. 4а. Як показали подальші дослідження, похибка у першому випадку обумовлена завищеним значенням рівня опадів на вказаний термін прогнозу, а у другому – комбінацією відносно високого по одному входу та заниженого значення опадів по іншому входу. Це може бути спричинене помилкою у вхідних даних. В іншому випадку за умови, що дані достовірні, це може вказувати на недостатній об'єм навчальної вибірки, який не охоплює весь діапазон можливої зміни параметрів. Отже, можна зробити висновок, що при проведенні прогнозування важливе значення має "якість" та достовірність даних, що використовуються. Крім того, враховуючи здатність нейронних мереж відтворювати певну взаємозалежність, яка існує між параметрами, що характеризують реальну систему, стає можливим проведення оцінки даних з точки зору їх "якості". Допомогти у цьому може використання ситуаційних карт особливостей, описаних в [8]. Карта особливостей для процесів без ознак катастрофічних явищ буде мати області з достатньо плавними переходами між ділянками мінімальних та максимальних значень, а вектори навчальної множини будуть вказуватися окремими точками на цій карті. Розподіл цих точок на карті дасть можливість робити певні висновки про "якість" даних. Точки, які значно віддалені на карті від основної групи, можуть вказувати на певну екстремальну комбінацію параметрів, що може бути обумовленим помилкою в даних і потребувати більшої уваги при прогнозуванні.

Висновки

Отже, з наведених прикладів видно достатньо високу ефективність використання нейронних мереж у задачах прогнозування в меліорації. Використання вище наведеної методики прогнозування РГВ дає достатньо добрі та повторювані результати. Здатність застосованої програмної реалізації нейронної мережі до швидкого навчання дає можливість проводити прогнозування для кожної окремої водно-балансової станції. Планується провести додаткові експерименти з метою покращання точності та повторюваності прогнозування.

1. Томашівський З. М. Меліоративне землеробство Навч. пос. / Львів, 1996.
2. Козловський Б. І. Наукові основи моніторингу осушувальних земель Львів: Державний комітет України з водного господарства, 1995.
3. Tkachenko R. Accelerated Learning of Multilayered Neural Networks on the Base of the New Paradigma// Third Conference "Neural Networks and Their Applications", Kule, October 14-18, 1997, P. 129-130.
4. Ткаченко Р. Модель нейронних мереж //Вісник ДУ "Львівська політехніка" "Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології". 1998. №349. С. 83-86.
5. Грицик В.В., Айзенберг Н.Н., Бунь Р.А., Данилюк О.В., Гече Ф.Е., Кисіль Б.В., Олексів Б.Я., Опотяк Ю.В., Стрямець С.П., Ткаченко Р.О., Вальковський В.О., Войчишин К.С. Нейронні та нейроподібні мережі: синтез, реалізація, застосування та майбутнє // Інформаційні технології і системи. 1998. N1/2. С.15-55.
6. Грицик В.В., Опотяк Ю.В., Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю. Програмні мережі в задачах передбачення та прогнозування. /Збірник праць Сьомої міжнародної конференції з автоматичного управління "Автоматика-2000": Праці в 7-ми томах. Львів, ДНДІІ, 2000 том.6 С. 130-135.
7. Опотяк Ю.В., Юрчак І.Ю. Програмні моделі нейронних мереж прямого поширення // Вісник Харківського Державного політехнічного університету. Збірка наукових праць. Випуск 97. Харків: ХДПУ, 2000 С. 140-145.
8. Грицик В.В., Ткаченко Р.О., Цимбал Ю.В. Ситуаційне прогнозування показників економічної діяльності. /Збірник праць Сьомої міжнародної конференції з автоматичного управління "Автоматика-2000": Праці в 7-ми томах. Львів, ДНДІІ, 2000 том.6 С. 185-188.

УДК 681.624.

МОДЕЛЬ КОЛОВОГО І ОСЬОВОГО РОЗКОЧУВАННЯ ФАРБИ ТА ЇЇ РЕЛЬЄФІВ, ЩО СТВОРЮЮТЬСЯ ДРУКАРСЬКОЮ ФОРМОЮ НА НАКОЧУВАЛЬНИХ ВАЛИКАХ ФАРБОВИХ АПАРАТІВ

© М. Верхола

Українська академія друкарства

Розроблено математичну модель і побудовано сигнальний граф колового і осьового розкочування рельєфів фарби та запропоновано універсальну модель друкарської форми.

The mathematical model is designed and the alarm graph ring and axial considered of reliefs of paint is constructed and the universal model of a printed form is offered.

Фарбові апарати друкарських машин служать для нанесення заданого шару фарби на форму. У фарбовому апараті відбувається розкочування порцій фарби, які надходять від фарбоживильного пристрою. Фарба, певним чином підготовлена в процесі її розко-