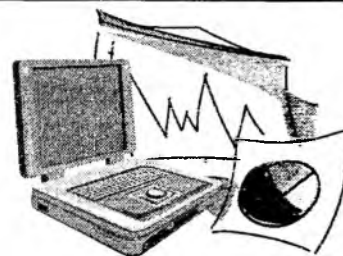


# ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ



УДК 631.16:330.33

Чириченко Ю. В.

## ПРОБЛЕМАТИКА ПРОГНОЗУВАННЯ РОЗВИТКУ СІЛЬСЬКОГО ГОСПОДАРСТВА УКРАЇНИ У КОНТЕКСТІ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Проаналізовано деякі традиційні підходи до вирішення завдань прогнозування розвитку сільського господарства. Використання нейронних мереж для вирішення аналогічних завдань, порівнюється із аналізом часових рядів шляхом їх розкладання на гармоніки чи складові або компоненти.

Some traditional approaches to decision of problems of development of agriculture forecasting are analyzed. Usage of neuron networks for the decision of similar problems is compared to the analysis of time lines by their decomposition on harmonics (structures) or components.

Сільськогосподарську галузь економіки України за останній час спіткало декілька кризових явищ, унаслідок чого її розвиток загальмувався, а в окремих підгалузях навіть призупинився. Як приклад, наведемо „зернову” та „цукрову” кризи. Не оминули галузь і проблеми країни з цінами на енергоносії – дизельне паливо, бензин та газ. Знижується інвестиційна привабливість об’єктів АПК, збитково працюють сільськогосподарські підприємства.

Поряд із викладеним, слід відзначити постійні зміни у законодавчих та нормативно правових актах щодо регулювання відносин у сільському господарстві, відсутність виваженої, довгострокової державної програми підтримки галузі.

Потрібно враховувати і природні фактори, що не залежать від людини, адже наша країна знаходиться у зоні так званого ризикованого землеробства, де поряд із можливістю отримати рекордні врожаї, у селян існує суттєвий ризик втратити їх унаслідок несприятливих кліматичних умов.

Ми зупинилися лише на особливостях нестабільності динаміки розвитку вітчизняного сільського господарства, проте, окремі коливання притаманні й сільському господарству всього світу. Відзначимо лише наявність „сезонної” компоненти (залежності значень у часових рядах від періоду року), вплив сонячної активності тощо.

Враховуючи вищезазначене, стає зрозумілою складність навіть короткострокового, не говорячи вже про середньострокове та довгострокове прогнозування динаміки розвитку сільського господарства України. Але існує нагальна потреба в досконалій та сучасній методології вказаного прогнозування. Це зумовлено необхідністю виходу сільськогосподарської галузі економіки України із кризового становища, а також, невідповідністю існуючої системи антикризового регулювання вимогам галузі.

Метою статті є визначення перспективи використання штучних нейронних мереж при прогнозуванні значень змінних, які характеризують розвиток сільського господарства України.

Об’єктом дослідження є часові ряди, що відображують динаміку сільськогосподарського розвитку.

Предметом дослідження є використання інформаційних технологій на основі штучних нейронних мереж, з метою вирішення формалізованих завдань, пов'язаних з указаним об'єктом дослідження. В дослідженні використовувалися методи прямого та зворотного, елементарно – теоретичного аналізу та синтезу, методи та процедури ієрархічного кластерного аналізу, визначення коефіцієнтів регресії та кореляції, методології побудови, навчання та використання нейронних мереж.

Для практичної реалізації запропонованих підходів нами використовувалися наступні програмні засоби: Matlab v7 із інтегрованим спеціалізованим пакетом Neural Networks Toolbox, а також, NeuroSolutions 4 та NeuroExplorer 3.093.

Першим кроком дослідження стало визначення загальних існуючих підходів до дослідження часових рядів. Таким чином, ми отримуємо можливість порівняти результативність використання новітніх теоретико-прикладних розробок на основі нейронних мереж з традиційними засобами вирішення відповідної проблематики.

Для нас очевидна певна складність викладення значного обсягу теоретичного матеріалу щодо традиційного аналізу часових рядів у рамках наукової статті. Отже, мусимо обмежитися окремими, найбільш, на нашу думку, цікавими посиланнями, та власними висновками з цього питання.

Дуже важливу, циклічну компоненту часових рядів, дослідив вітчизняний вчений О.В.Олійник. У своїй монографії [1], він зумів не лише узагальнити існуючі підходи до її аналізу, а й дещо їх вдосконалити. Спільним для цих підходів є розкладання динамічного ряду на „гармоніки”. Наприклад, гармоніки Фур'є, складові, запропоновані О.В.Олійником (рівняння модифікованої синусоїди) тощо.

На нашу думку, наведені підходи попри доведену ефективність, мають дві головні взаємопов'язані вади, що створюють певні проблеми при практичному їх використанні:

по – перше, важко точно відокремити, на якому етапі розрахунків слід зупинити процес апроксимації, тобто наближення рівняння регресії до оригіналу. Як правильно відокремити закономірності у стохастичній вибірці від так званого „шуму”. Різні варіанти вирішення цього завдання по різному працюють на окремих вибірках. До речі, формально аналогічна проблема існує з „перенавчанням” нейронних мереж. Проте, ця проблема при застосуванні нейронних мереж не поєднується з наступною, тому й добре вирішується за допомогою додаткових вибірок, що не беруть участі у навчанні нейронної мережі, а використовуються лише для перевірки її роботи.

по – друге, процеси обрання будь якої класичної економетричної моделі, визначення рівнянь регресії, складових чи компонент динамічного ряду, наприклад, сезонної, циклічної, тренду та нерегулярної компоненти, мають не лише якісні, а і ярко виражені кількісні обмеження.

Якщо перша група обмежень враховує лише кваліфікацію дослідника, то друга група – великі обсяги часу, потрібного на ґрунтовне моделювання процесів розвитку сільськогосподарської галузі.

Пояснимо це. Нами доведено [2], що динаміка розвитку різних складових сільськогосподарської галузі має багато спільного. Інакше кажучи, на розвиток різних процесів впливають одні й ті самі фактори.

На сьогоднішній день у розпорядженні дослідника разом із потужними апаратними засобами є досконалі статистичні програми, що підтримують різні методи та процедури факторного, кореляційного, регресійного аналізу (SPSS, Statistica тощо), однак, враховуючи зміни у статистичній значимості впливу окремих факторів на розвиток сільського господарства, при спільному моделюванні різних процесів доведеться постійно змінювати алгоритми розрахунків. До речі, ці зміни повинні бути не механічними, а „інтелектуальними”, тобто закономірності виділені тими чи іншими шляхами, будуть мати різну значимість для однієї вибірки.

На даному етапі дослідження постає питання, чи можливо створити оптимальний алгоритм для прогнозування розвитку сільського господарства України, результати використання якого будуть знаходитися в залежності лише від обсягу та репрезентативності даних, що аналізуються?

Вважаємо, що наші подальші дослідження можуть стати одним з етапів знаходження позитивної відповіді на вказане запитання.

Одним з чинників наведеного висновку є структура та властивості штучних нейронів, що об'єднуючись у мережу собі подібних створюють потужний обчислювальний апарат.

Іншим аргументом є властивості мережі посилювати свої обчислювальні можливості, їх кількісну і якісну складові, шляхом збільшення кількості нейронів „внутрішніх” шарів при незмінній архітектурі, яка повинна відповідати як класу, так і складності поставлених завдань.

Окрім того, вирішення завдань прогнозування розвитку сільського господарства України за допомогою штучних нейронних мереж, дозволяє включати в алгоритм їх використання також і навчання цих мереж.

Таким чином, ми можемо отримати не лише потужну методологію автоматизованого вирішення поставлених у дослідженні завдань, а й майже повністю автоматичну інтелектуальну систему, якій може бути доручено вирішення завдань аналізу, прогнозування і управління розвитком сільського господарства.

Для подальшого визначення перспективності використання штучних нейронних мереж при прогнозуванні значень змінних, які характеризують розвиток сільського господарства України, на нашу думку, потрібно наступне:

- слід обрати найоптимальнішу архітектуру нейронної мережі для прогнозування наступних значень часових рядів, що характеризують розвиток сільськогосподарської галузі економіки України, на основі попередніх. Тому, для чистоти експерименту, ми також будемо використовувати у якості „входів” одновимірний масив дискретних даних;

- необхідно отримати результати прогнозування за допомогою зазначеної нейронної мережі;

- на завершення, треба порівняти ці результати з аналогічними, отриманими більш традиційними економіко-математичними засобами, та зробити відповідні висновки.

У більшості випадків оптимальний варіант виходить на основі інтуїтивного підбору, хоча в літературі наведено докази того, що для будь-якого алгоритму існує нейронна мережа, що може його реалізувати.

Нами було зіставлено результати апроксимації та прогнозування за допомогою більш традиційних математичних моделей, наведених у монографії [1] з власними результатами, отриманими за допомогою використання нейронних мереж з одним прихованим шаром з 14 персептронів для вирішення завдань, поставлених у дослідженні.

Спочатку, наведемо результати оцінки надійності прогнозів валового збору зернових по Україні з використанням різних типів трендових кривих з базою прогнозу 1980–1998 рр., приведені у джерелі [1, с. 101], (таблиця 1).

Для коректної роботи нейронної мережі з шарами персептронів слід враховувати її специфіку, зокрема той факт, що бажана кількість зразків у навчальній вибірці повинна у тричі перевищувати кількість ваг синопсисів мережі.

Отже, враховуючи значну кореляцію між значеннями валового збору основних сільськогосподарських культур: зернові культури (у вазі після доробки), цукрові буряки (фабричні), насіння соняшнику (у вазі після доробки), картопля, овочі, плоди та ягоди, ми будемо навчати мережу прогнозувати врожайлюбої з цих культур. Зазначимо, що вказана кореляція зумовлена дією спільних для наведених змінних факторів впливу [2], тому ми можемо поставити перед нейронною мережею більш складне завдання багатфакторного

## ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

аналізу і прогнозування. Сформуємо навчальну вибірку з 6 зразків, які містять по 14 вхідних елементів. Цими елементами будуть відповідні значення валового збору основних сільськогосподарських культур [3]: зернових, цукрових буряків, насіння соняшнику, картоплі, овочів, плодів та ягід за період з 1980 по 1994 роки. На виході мережі ми поставили аналогічні навчальні значення з 1995 по 1999 роки. Відповідно, тестування навченої мережі буде відбуватися на основі даних за період з 1985 по 1999 роки. Отримані на виході мережі (прогнозовані) дані будуть порівняні зі значеннями за 2000–2004 роки (таблиця 2).

Таблиця 1.

**Оцінка надійності прогнозів валового збору зернових по Україні з використанням різних типів трендових кривих з базою прогнозу 1980–1998 рр.**

Рік	Фактичний валовий збір, млн т	Прогнозований валовий збір з рівнянням					
		прямої	параболи другого порядку	параболи третього порядку	параболи четвертого порядку	степеневі функції	модифікованої функції
1999	24,6	34,6	22,0	20,5	34,4	37,1	20,5
2000	24,5	32,1	18,9	19,1	34,7	35,3	25,0
2001	39,7	30,0	16,9	18,9	18,3	33,8	27,8
2002	38,8	31,1	21,9	30,5	52,5	34,2	35,4
2003	20,2	31,8	25,5	37,8	58,2	34,5	30,0
Середнє абсолютне відхилення прогнозованих обсягів від фактичних	x	9,32	10,64	11,24	18,62	9,62	5,94

Враховуючи обмеженість даної статті та завданнями дослідження, ми не ставили за мету викладення теоретичних засад побудови та використання штучних нейронних мереж. На цій проблематиці ми зупинимося у майбутніх дослідженнях. Тому надалі будуть наведені лише стислі характеристики тієї нейронної моделі, яку ми побудували та використовували для проведення розрахунків.

Для тестування, нами було обрано наступну архітектуру нейронної мережі: багатошарова мережа з послідовними зв'язками. Кількість вхідних нейронів – 14 (за кількістю вхідних даних). Кількість персептронів одного внутрішнього прихованого шару – 5 (за кількістю значень, що прогнозуються). Відповідно, кількість вихідних нейронів – 5. Функція активації, або передавальна функція – сігмоїд (гіперболічний тангенс). Контроль навчання – модернізація ваг після надання усіх зразків одночасно. Кількість епох навчання 200.

Ми побудували найпростішу нейронну мережу, проте, результати її використання з метою прогнозування значень часових рядів на наступні п'ять кроків виявилися цілком прийнятними.

Нами було вірно обрано кількість епох навчання. Із кожною епохою знижується середньоквадратична похибка (рис 1).

Таблиця 2.

**Вибірки даних для навчання та тестування нейронної мережі**

Вибірка	Вхід						Вихід							
	Рік	Валовий збір основних сільськогосподарських культур, тис.						Рік	Валовий збір основних сільськогосподарських культур, тис.					
		T							T					
	зернові культури	цукрові буряки	насіння сояшнику	картопля	овочі	плоди та ягоди		зернові культури	цукрові буряки	насіння сояшнику	картопля	овочі	плоди та ягоди	
Навчальна	1980	36625	37558	2119	13133	7186	2253	1985	38899	38326	2168	20315	7384	3420
	1981	34899	31685	2224	19025	6481	2919	1986	41506	37970	2463	21410	7731	3322
	1982	40420	38260	2416	20064	7653	3423	1987	48061	42962	2580	18863	8111	2105
	1983	35118	43481	2048	20730	7038	3370	1988	45369	42112	2648	13510	7292	2225
	1984	40070	43128	2094	19931	8329	3109	1989	51212	51917	2748	19308	7443	2500
	1985	38899	38326	2168	20315	7384	3420	1990	51009	44264	2571	16732	6666	2902
	1986	41506	37970	2463	21410	7731	3322	1991	38674	36168	2311	14550	5932	1537
	1987	48061	42962	2580	18863	8111	2105	1992	38537	28783	2127	20277	5310	2122
	1988	45369	42112	2648	13510	7292	2225	1993	45623	33717	2075	21009	6055	2798
	1989	51212	51917	2748	19308	7443	2500	1994	35497	28138	1569	16102	5142	1153
	1990	51009	44264	2571	16732	6666	2902	1995	33930	29650	2860	14729	5880	1897
	1991	38674	36168	2311	14550	5932	1537	1996	24571	23009	2123	18410	5070	1924
	1992	38537	28783	2127	20277	5310	2122	1997	35472	17663	2308	16701	5168	2793
	1993	45623	33717	2075	21009	6055	2798	1998	26471	15523	2266	15405	5492	1178
1994	35497	28138	1569	16102	5142	1153	1999	24581	14064	2794	12723	5324	766	
Тестова	1995	33930	29650	2860	14729	5880	1897	2000	24459	13199	3457	19838	5821	1453
	1996	24571	23009	2123	18410	5070	1924	2001	39706	15575	2251	17344	5907	1106
	1997	35472	17663	2308	16701	5168	2793	2002	38804	14452	3271	16619	5827	1211
	1998	26471	15523	2266	15405	5492	1178	2003	20234	13392	4254	18453	6538	1697
	1999	24581	14064	2794	12723	5324	766	2004	41809	16600	3050	20755	6964	1635

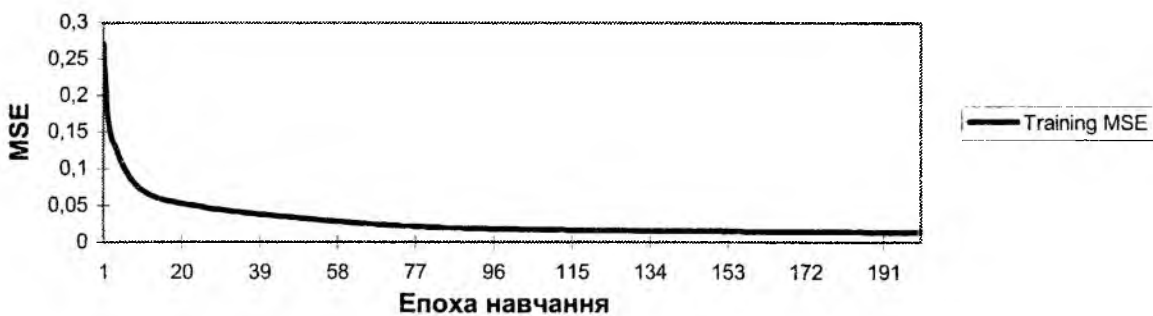


Рис 1. Зниження середньоквадратичної похибки при навчанні нейронної мережі

Зазначимо, що при тестуванні нейронної мережі прогнозувалися дані за період з 2000 по 2004 роки, які не приймали участі в навчанні мережі. Ми отримали наступні результати навчання.

Процес тестування закінчився з результатами, наведеними на рис. 2. та у табл. 3.

Результати тестування навченої мережі

Показник прогнозу	Валовий збір основних сільськогосподарських культур, тис. т					
	зернові культури	цукрові буряки	насіння соняшнику	картопля	овочі	плоди та ягоди
Середньоквадратична похибка	10838748 9	10661225 7	23755888	12364818	3272342	4753108
Нормалізована середньоквадратична похибка	1,38	63,57	56,86	5,28	15,35	89,24
Середня абсолютна похибка	9315,71	9865,82	3323,64	3251,21	1498,91	2315,30
Мінімальна абсолютна похибка	3127,71	797,50	84,03	1097,92	489,67	1721,76
Максимальна абсолютна похибка	16667,08	12693,56	2432,32	3931,28	1233,97	2222,15
Коефіцієнт регресії	-0,24	-0,34	-0,41	0,89	-0,90	0,65

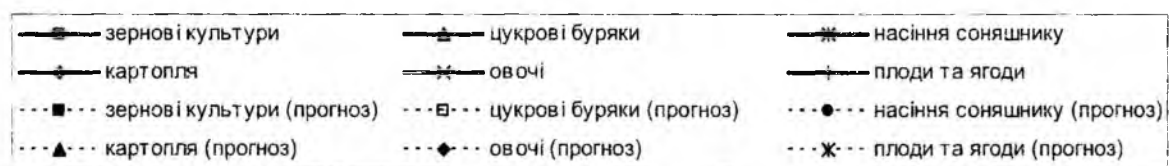
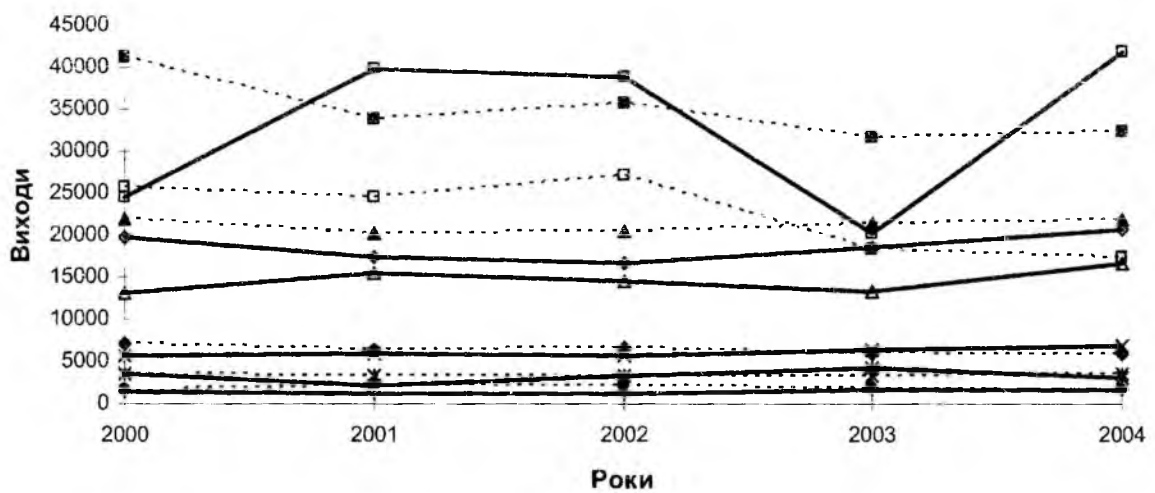


Рис2. Відповідність прогнозу за допомогою навченої нейронної мережі реальним значенням валового збору основних сільськогосподарських культур

Середнє абсолютне відхилення прогнозованих обсягів від фактичних склало 4,938 млн. т. Це менше за результати, отримані у дослідженні [1] (таблиця 1) та у розрахунках, проведених на часовому відрізку з 1950 по 1998 роки [1, с. 102]. На жаль, у вказаних дослідженнях не приводяться інші статистичні параметри проведених розрахунків, тому для дійсно репрезентативного порівняння ефективності різних підходів до прогнозування динаміки розвитку сільського господарства потрібно продовжити роботу у вказаному напрямку.

Але, і отримані результати красномовно свідчать на користь використання нейронних мереж при аналізі часових рядів. При цьому, слід враховувати використання у розрахунках спрощеної нейронної моделі, малу навчальну вибірку (лише 6 прикладів по 14 значень), а головне, що навіть у цій малій вибірці дані були різномірними.

Тому, пріоритетним напрямком у використанні нейронних мереж повинно бути прогнозування динаміки розвитку сільського господарства на основі аналізу „споріднених” впливом одних факторів часових рядів.

### *Література*

1. Олійник О.В. Циклічність відтворювального процесу в сільському господарстві: Монографія / Харк. нац. аграр. ун-т ім. В.В.Докучаєва. – Харків, 2005. – 322с.
2. Чириченко Ю.В. Головні чинники розвитку сільського господарства України – факторний аналіз// Економіка: проблеми теорії та практики. Зб. наук. пр. Випуск 207: Том I.– Дніпропетровськ: ДНУ, 2006. – С.309–315
3. Офіційні публікації Держкомстату України – (електрон.ресурс) – спосіб доступу: [http://www.ukrstat.gov.ua/operativ/oper\\_new.html](http://www.ukrstat.gov.ua/operativ/oper_new.html).
4. Змитрович А. И. Интеллектуальные информационные системы.— Минск: НТООО "ТетраСистемс", 1997. 367 с.
5. Горбань А.Н., Россиев Д. А. Нейронные сети на персональном компьютере. — Новосибирск: Наука, 1996. - 275 с.
6. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. — М.: Горячая линия— Телеком, 2001. - 382 с.

*Рекомендовано до публікації  
д.е.н., проф. Плаксіснком В.Я. 16.03.06*

*Надійшла до редакції  
27.02.06*