

УДК 519.866:332.14

## ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНОГО РОЗВИТКУ РЕГІОНУ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО ПІДХОДУ

В.Б. Артеменко

*Львівська комерційна академія,  
artem@lac.lviv.ua*

Розглядаються нові підходи до аналізу та прогнозування ключових показників під час підготовки програми соціально-економічного розвитку регіону, засновані на застосуванні штучних нейронних мереж та сучасних нейромережних пакетів. Представлені результати емпіричного аналізу і прогнозування часових рядів у регіональних програмах за допомогою STATISTICA Neural Networks на прикладі значень індексів заробітної плати по Львівській області (у % до попереднього місяця).

*Ключові слова:* нейронні мережі, прогнозування показників соціально-економічного розвитку регіону, нейромережні пакети.

In paper new approaches to the analysis and forecasting of key indicators are considered by preparation of the program of social and economic development of region which are based on application of artificial neural networks and neural networks packages. The results of the study on the use of neural networks to develop a regional program for the Lviv region on the example of forecasting the wage indices (in% to previous month) by means of the program STATISTICA Neural Networks.

*Keywords:* neural networks, forecasting indicators of socio-economic development of the region, neural networks packages.

Рассматриваются новые подходы к анализу и прогнозированию ключевых показателей при подготовке программы социально-экономического развития региона, основанные на применении искусственных нейронных сетей и современных нейросетевых пакетов. Представлены результаты эмпирического анализа и прогнозирования временных рядов в региональных программах с помощью STATISTICA Neural Networks на примере значений индексов заработной платы по Львовской области (в % к предыдущему месяцу).

*Ключевые слова:* нейронные сети, прогнозирование показателей социально-экономического развития региона, нейросетевые пакеты.

### Вступ

Програма соціально-економічного розвитку регіону – це система цільових завдань та заходів органів виконавчої влади та місцевого самоврядування, що спрямовані на досягнення поставлених цілей. Головною метою такої програми є вирішення поточних проблем, наприклад: припинення спаду виробництва, його стабілізація, поступове нарощування обсягів виробництва продукції та послуг з урахуванням завдань і пріоритетів, наявних ресурсних можливостей та стану фінансово-економічного потенціалу регіону.

В сучасних умовах програми соціально-економічного розвитку регіонів України передбачають розроблення та осмислення прогнозів, які спрямовані на підвищення ефективності розвитку регіонів і регіонального управління. Під час підготовки прогнозних оцінок актуальним є визначення нових підходів, коли класичні методи статистичного аналізу даних (наприклад, аналіз часових рядів

або регресійний аналіз) не забезпечують адекватного прогнозування показників соціально-економічного розвитку регіонів.

Мета цієї статті – представити порівняльний аналіз сучасних нейронних пакетів, запропонувати нові підходи до аналізу та прогнозування ключових показників під час розроблення програми соціально-економічного розвитку регіону, засновані на використанні штучних нейронних мереж і нейромережних пакетів. Висвітлити результати емпіричного аналізу часових рядів регіональної програми та їх прогнозування на прикладі значень індексів заробітної плати Львівщини (у % до попереднього місяця) за допомогою пакету *STATISTICA Neural Networks*.

Використання нейронних мереж для розроблення програми соціально-економічного розвитку регіону надає можливість успішно розв'язувати задачі прогнозування з урахуванням наступних передумов [1]:

- багаті можливості – штучні нейронні мережі є потужним методом моделювання, який дозволяє відтворювати складні залежності як лінійні, так і нелінійні;
- простота у використанні – нейронні мережі навчаються на прикладах автоматично. Від користувача, звичайно, потрібен якийсь набір евристичних знань про те, як слід відбирати і готувати дані, вибирати потрібну архітектуру мережі та інтерпретувати результати, проте рівень його знань для застосування нейронних мереж набагато більш скромний, ніж при використанні методів прикладної статистики;
- привабливі з інтуїтивної точки зору – вони засновані на примітивній біологічній моделі нервових систем. У майбутньому розвиток нейромоделей може привести до створення нового інструментарію для підтримки прийняття рушень у сфері соціально-економічного розвитку регіонів України.

## **1. Порівняльний аналіз сучасних нейронних пакетів**

Універсальність будь-якого сучасного нейронного пакету є суб'єктивним чинником, оскільки один і той же нейропакет може бути і універсальним, і спеціалізованим, залежно від того, для вирішення якого кола прикладних завдань він призначений. Строго кажучи, повністю універсальних нейропакетів не існує, оскільки неможливо заздалегідь передбачити всі нейронні структури, які можуть бути потрібні для розв'язання тих або інших прикладних завдань.

У даному пункті буде розглянуто наскільки відповідають універсальності найбільш відомі нейропакети: *NeuroSolutions* – фірми *NeuroDimension, Inc.*; *NeuralWorks Professional II/Plus* з модулем *UDND* – фірми *NeuralWare, Inc.*, *Process Advisor* – фірми *AIWare, Inc.*; *NeuroShell2* – фірми *Ward Systems Group*; *BrainMaker Pro* – фірми *California Scientific Software*; *STATISTICA Neural Networks* – фірми *StatSoft*.

Для об'єктивного оцінювання нейропакетів було вибрано завдання щодо прогнозування багатовимірною часового ряду на підставі використання цих шести нейропакетів [2].

Як нейронна парадигма вибрана багатошарова нейронна мережа, критерії та алгоритми навчання штучних нейронних мереж по можливості варіювалися. В результаті тестування з'ясувалося, що всі нейропакети показали практично однакові результати за часом навчання багатошарової нейронної мережі за допомогою алгоритму зворотного розповсюдження.

На перший план висувалися не критерії швидкості роботи, а критерії, пов'язані з простотою використання нейропакетів, наочністю інформації, що представляється, та можливостями використання різних нейронних структур, критеріїв оптимізації і алгоритмів навчання нейронних мереж. Саме три останні критерії характеризують ступінь універсальності нейропакетів.

Крім універсальності нейропакет має бути простим у використанні, мати інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, забезпечувати наочність подання інформації. Повнота і наочність документації не грають вирішальної ролі, оскільки вся документація поставляється англійською мовою, що викликає певні труднощі у деякого кола користувачів, тому важливим критерієм є наочність нейропакета.

Під час тестування враховувалися також і можливості нейропакетів для розроблення на їхній основі прикладних інтегрованих нейронних систем для розв'язання певних завдань. В результаті практичної роботи з нейропакетами були сформульовані критерії порівняння, що об'єктивно відображають сутність нейропакету:

- 1) простота створення і навчання штучної нейронної мережі, інтуїтивно зрозумілий інтерфейс;
- 2) простота підготовки навчальної вибірки;
- 3) наочність і повнота представлення інформації в процесі створення та навчання нейронних мереж;
- 4) велике число стандартних нейронних парадигм, критеріїв, алгоритмів навчання нейронних мереж;
- 5) можливість створення власних нейронних структур;
- 6) можливість використання власних критеріїв оптимізації;
- 7) можливість використання власних алгоритмів навчання нейронних мереж;
- 8) простота обміну інформацією між нейропакетом і додатками ОС;
- 9) «відкрита архітектура» і можливість розширення нейропакету на базі власних програмних модулів;
- 10) можливість отримувати початковий текст програми використовуваної нейронної мережі, тобто генератор початкового коду;
- 11) наявність макромови для прискорення роботи з нейропакетом.

Необхідно зазначити, що:

- перші три критерії особливо важливі для недосвідчених користувачів нейронних мереж, що слабо розбираються в теорії;

- критерії 3-8 більш важливі для досвідчених користувачів нейронних пакетів, які вирішують конкретні прикладні завдання;
- критерії ж 7-11 є важливими для створення інтегрованих нейронних інструментальних систем на основі нейропакетів і ключовими для професійних розробників нейронних алгоритмів розв'язання завдань і програмістів.

Оцінювання нейропакетів за вказаними критеріями проводилося на базі десятибальної шкали. Виставлені оцінки містять деякий елемент суб'єктивізму, проте на основі коментарів можна скласти свою думку про нейропакет.

Система оцінювання була наступною: по кожному критерію виставлялися бали – від 1 до 10. Спочатку виставлявся максимальний бал, а після аналізу певного критерію бали віднімалися за недоліки (табл. 1).

Таблиця 1

Зведена таблиця оцінювання нейропакетів

Базові характеристики нейропакетів	STATISTICA Neural Networks	Brainmaker Pro	Neuroshell 2	Process Advisor	Neuralworks Professional	Neurosolutions
1. Простота використання	9	6	10	8	9	8
2. Простота формування навчальної вибірки	9	7	8	7	9	8
3. Наочність представлення інформації	10	4	6	7	9	9
4. Реалізація різних стандартних нейронних парадигм і алгоритмів навчання	10	6	8	5	10	8
5. Можливість створення власних нейронних структур	10	5	5	5	8	9
6. Можливість використання власних критеріїв навчання	10	0	0	0	7	7
7. Можливість використання власних алгоритмів навчання	10	4	0	3	7	9
8. Обмін інформацією між нейропакетом і операційною системою	10	5	8	5	8	9
9. Відвертістю нейропакета	9	0	2	3	10	9
10. Генератор початкового коду	10	0	10	0	10	9
11. Наявність макромови	10	0	0	0	0	9
<b>РАЗОМ</b>	<b>107</b>	<b>37</b>	<b>57</b>	<b>43</b>	<b>87</b>	<b>94</b>

Під час розгляду базових характеристик, наведених у табл. 1, нейропакет *STATISTICA Neural Networks* набрав максимальну кількість балів. Помітною перевагою пакету є те, що він природно вбудований у величезний арсенал

методів статистичного аналізу та візуалізації даних, представлених у системі *STATISTICA*. Даний нейропакет вельми простий у використанні, має інтуїтивно зрозумілий інтерфейс із можливостями настройки російського інтерфейсу.

Отже можна констатувати, що цей пакет є найзручнішим і найвигіднішим з усіх інших, його ми будемо використовувати для перевірки гіпотези щодо доцільності нейромережного моделювання для прогнозування низки показників соціально-економічного розвитку регіону [3].

Необхідно зазначити, що аналіз даних за допомогою нейронних мереж являє собою підхід з точки зору «чорної скриньки».

Даний підхід у першу чергу не спрямований на визначення параметрів створеної нейронної моделі (наприклад, ваги мережі) або ж їхню значущість щодо якості підгонки моделі, проте надає можливість розглядати практичні питання щодо доцільності використання моделі для прогнозування показників соціально-економічного розвитку регіону.

Варто зазначити, що використання нейромережного аналізу за допомогою *STATISTICA Neural Networks* для підтримки розв'язання задач прогнозування включає кроки, зображені на рис. 1.

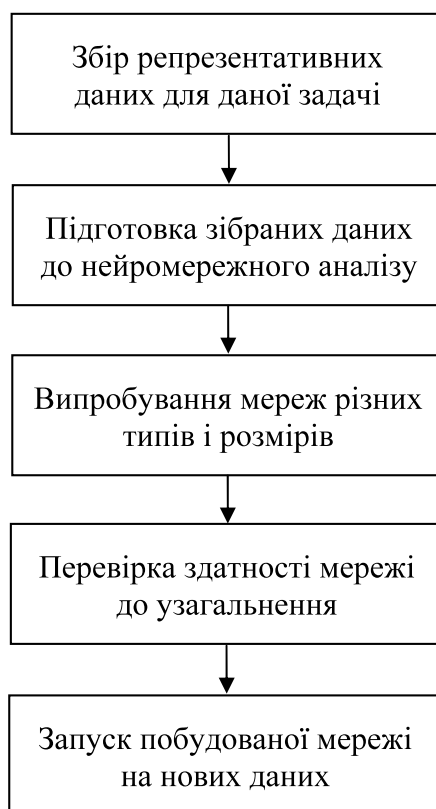


Рис. 1. Технологія розв'язання задач у *STATISTICA Neural Networks*

На підставі представленої на рис. 1 технології перевіримо гіпотезу щодо доцільності використання нейромережного підходу для прогнозування низки показників соціально-економічного розвитку регіону на прикладі статистичних даних по Львівській області.

## 2. Емпіричний аналіз і прогнозування часових рядів програми соціально-економічного розвитку регіону

Проведемо дослідження шляхів використання штучних нейронних мереж для розроблення програми соціально-економічного розвитку Львівської області на прикладі прогнозування ключових показників цієї програми засобами пакету *STATISTICA Neural Networks*.

Наша мета полягає в тому, щоб у пакеті *STATISTICA Neural Networks* створити нейронні мережі для прогнозування значень індексів заробітної плати (у % до попереднього місяця) по Львівській області на підставі значень, які спостерігаються за 1996-2008 рр. та відображені у статистичних щорічниках та на сайті Головного управління статистики у Львівській області [4, 5].

Створимо файл *InZpl\_LvObl* у форматі *\*.sta*, який вміщує 156 випадки для таких 3-ох змінних:

- Date – дата;
- NOMINAL – індекси номінальної заробітної плати по Львівщині;
- REAL – індекси реальної заробітної плати по Львівській області.

Технологія побудови прогнозів індексів заробітної плати визначається методикою прогнозування часових рядів у *STATISTICA Neural Networks*.

Для прикладу задамо на вкладці **Швидкий** стартової панелі *STATISTICA Neural Networks* постановку задачі прогнозування змінної NOMINAL (рис. 2).

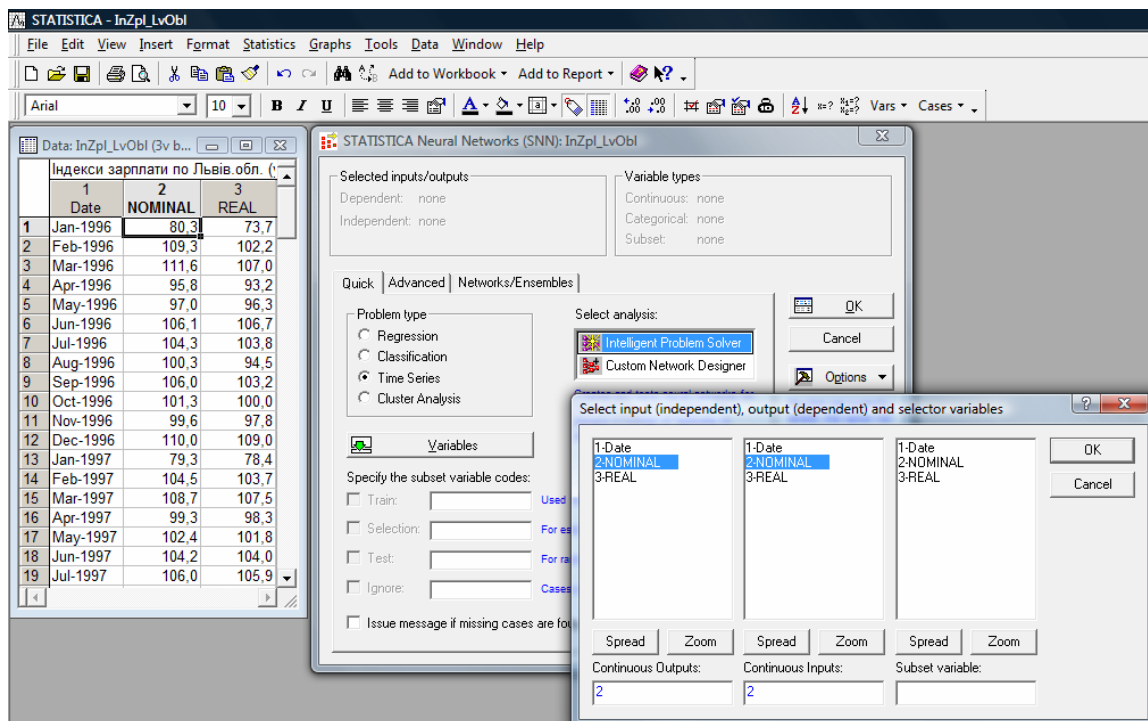


Рис. 2. Загальна постановка задачі прогнозування змінної NOMINAL

З наведеного рис. 2 видно, що аналізовану змінну NOMINAL обираємо як вхідну і вихідну одночасно.

З допомогою **Майстра рішень – Intelligent Problem Solver** розподіляємо аналізовані спостереження за 3-ма вибірками – навчаюча, контрольна, тестова. Такий розподіл спостережень буде проводитися для всіх мереж, які будуть тестуватися під час прогону *Майстром рішень*.

У вікні **Майстра рішень** задамо параметри для створення нейромереж:

- протестувати 100 мереж і зберегти тільки 5 кращих;
- типи нейромережних архітектур, які застосовують для прогнозування часових рядів (**Linear** – Лінійна, **PNN or GRNN** – Імовірнісна чи Узагальнена Регресійна Нейронна Мережа, а також **Three layer perceptron** – Тришаровий перцептрон);

- докладний опис **Тільки заключного списку** нейронних мереж після завершення аналізу.

Проаналізуємо результати нейромережного моделювання, спрямовані на підтримку прогнозування часових рядів (показників) у програмі соціально-економічного розвитку Львівської області на основі діалогового вікна *Results – Результати* та наведеної нижче таблиці з підсумками моделей (рис. 3).

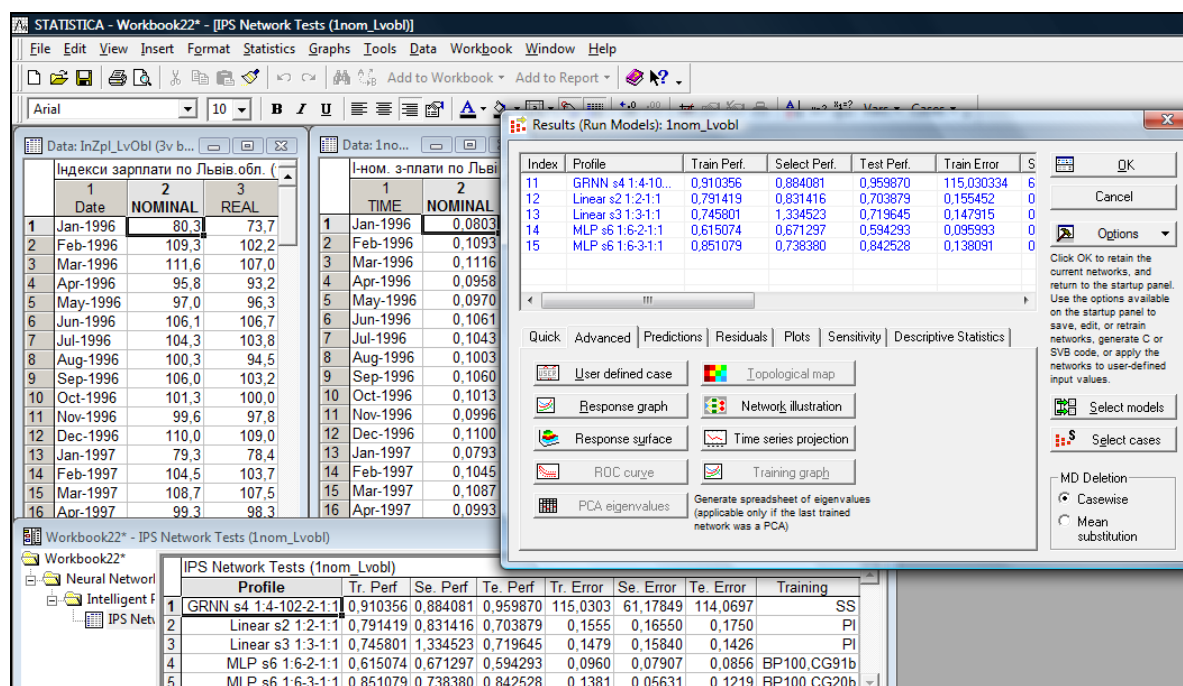


Рис. 3. Вікно Результати – вкладка Додатково

З рис. 3 видно, що **Майстер** створив і запропонував такі найкращі типи нейромережних архітектур: одну узагальнену регресійну нейронну мережу, дві лінійні, два багатoshарових перцептрона (рис. 4).

На засадах оцінок у таблиці *Підсумки моделей* (див. рис. 3) і *Проекцій часового ряду NOMINAL* (рис. 5) видно, що найкращою є 15-та модель – багатoshаровий перцептрон **MLP s6 1:6-3-1:1**. Його профіль ідентифікує модель з параметром вікна (зсуву входу) 6, 1-ою вхідною та вихідною змінною, 6-ма вхідними нейронами, 3-ма прихованими нейронами і 1-им вихідним нейроном.

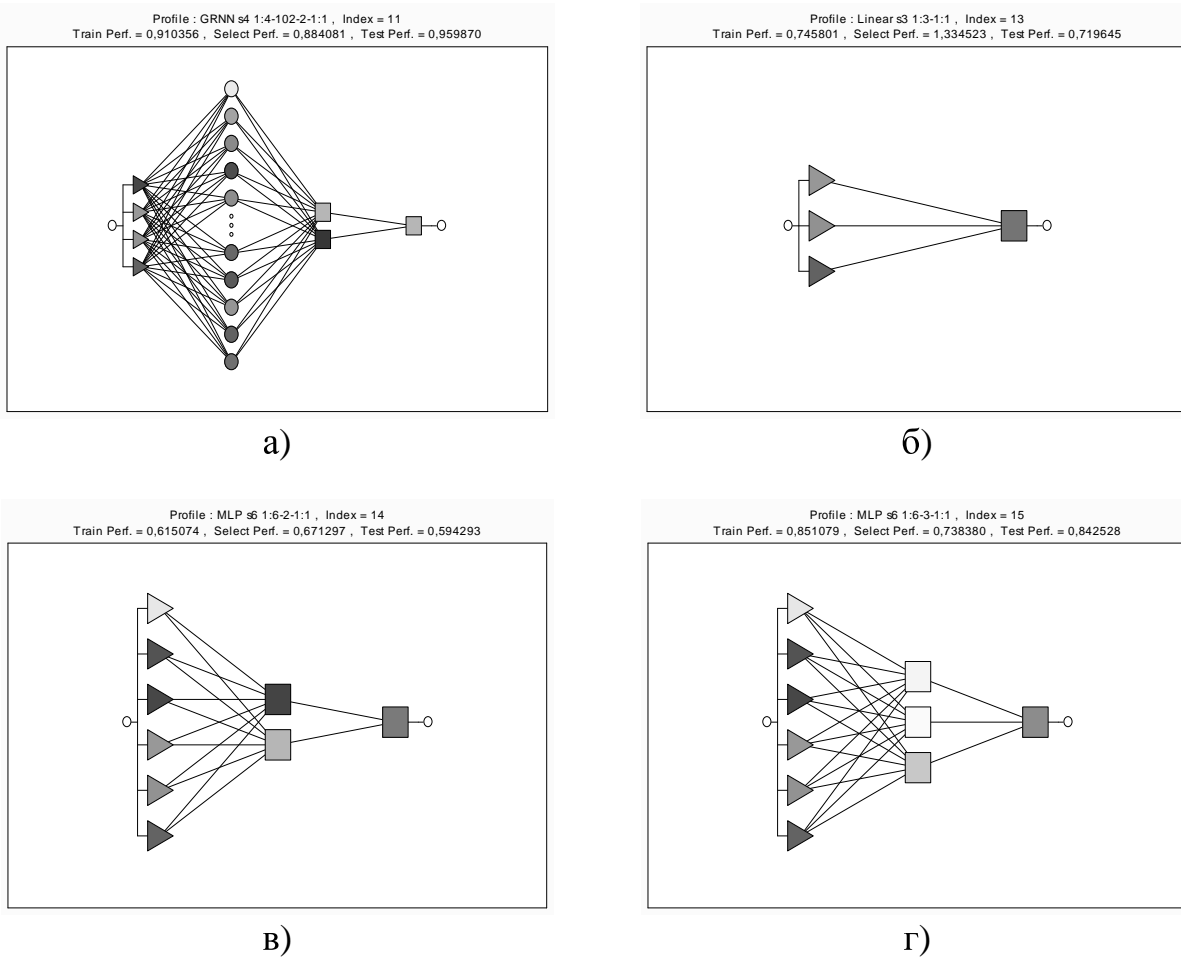


Рис. 4. Архітектури мереж, які запропоновані Майстром рішень

Ступінь адекватності побудованих нейронних мереж для прогнозування аналізованих показників програми соціально-економічного розвитку Львівської області можна перевірити на підставі критеріїв: нев'язок під час інтерполяції часового ряду NOMINAL; певних підсумкових статистик (середнє значення та стандартне відхилення), які обчислюються для навчальних даних і для помилки прогнозу; проекції часового ряду (натиснувши кнопку *Time series projection* у вікні *Результати* на рис. 3).

Оцінки продуктивності п'ятнадцятої моделі (статистики у вікні **Підсумки моделей** – нижня таблиця на рис. 3 – у колонках *Продуктивність навчання*, *Контрольна продуктивність*, а також *Тестова продуктивність* представлені відношення стандартних відхилень на цих вибірках) є такі: навчання (Train Perfection) – 0,851079, вибірка (Select Perfection) – 0,738380, тестування (Test Perfection) – 0,842528. Оскільки похибки даного багат шарового перцептрона є найменшими (похибка навчання – 0,1381, похибка контролю – 0,05631, похибка тестування – 0,1219), то ця модель (рис. 4 – г) із урахуванням продуктивності є найкращою.

**Проекції часового ряду** (натиснення кнопки *Time series projection* у вікні **Результати** на рис. 3) також дозволяють зробити певні висновки щодо якості



побудованої нейромережі, спрямованої на прогнозування індексів номінальної заробітної плати по Львівській області (рис. 5).

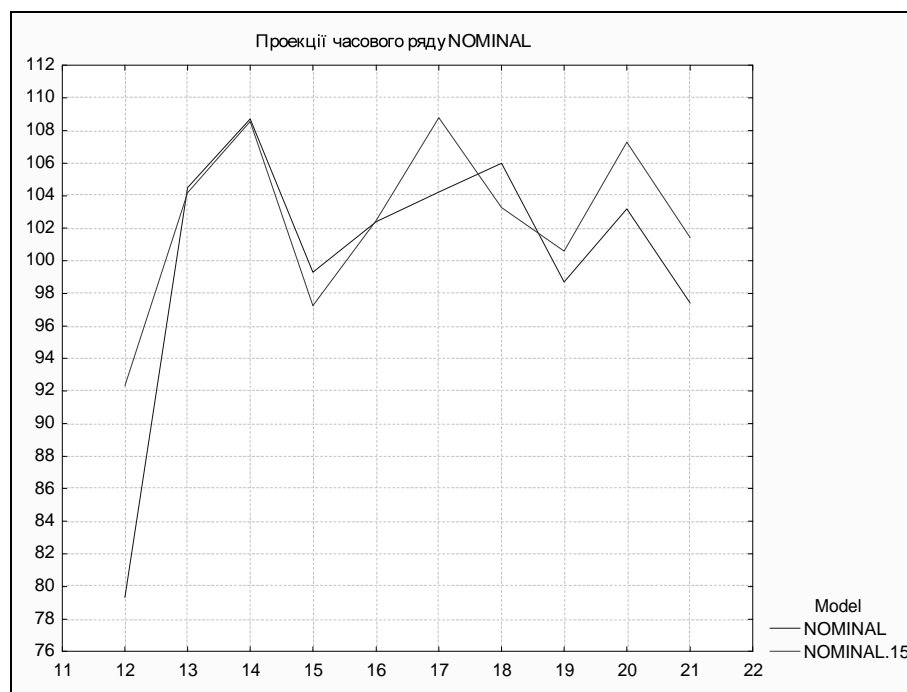


Рис. 5. Проєкції часового ряду NOMINAL

З наведеного рис. 5 видно, що побудована нейромодель описує проєкції часового ряду NOMINAL, які задані як *Значення користувача*, з урахуванням його реальних тенденцій.

Це підтверджує доцільність використання архітектури трьохшарового перцептрона для прогнозування аналізованих показників – індексів номінальної та реальної заробітної плати по Львівській області.

Загалом багатошаровий перцептрон показує кращі результати ніж методи лінійної регресії. Отож на засадах аналізу результатів моделювання можна стверджувати, що методи лінійної обробки даних для прогнозування низки показників у програмах соціально-економічного розвитку регіонів є менш адекватними, тому для їхнього прогнозування краще використовувати саме нейронні мережі.

### 3. Висновки

1. Аналіз існуючої технології розробки програм соціально-економічного розвитку регіонів України підтверджує факт актуальності визначення наукових підходів до прогнозування показників у цих програмах. Йдеться про очікуване і проектне значення будь-якого показника. Ці значення, на наш погляд, доцільно обчислювати за допомогою штучних нейронних мереж, коли класичні методи статистичного аналізу даних (наприклад, аналіз часових рядів або регресійний аналіз) не дозволяють адекватно розв'язувати задачі прогнозування.

2. *STATISTICA Neural Networks* відповідає найсучаснішим технологіям та показує найкращі характеристики серед нейромережних пакетів, представлених нині на ринку програмного забезпечення. Вона надає величезну кількість унікальних можливостей і буде корисна не тільки експертам по нейронним мережам (надаючи їм широкий вибір типів нейронних мереж і алгоритмів їхнього навчання), але і новачкам у сфері нейромережових обчислень – для них передбачені такі інструменти, як **Майстер рішень**, що підтримує користувача на всіх етапах створення нейронної мережі.

3. **Майстер рішень** пакету *STATISTICA Neural Networks* – це складний інструмент, що допомагає створювати і тестувати мережі для прикладних задач аналізу даних і прогнозування. Конструює безліч мереж для вирішення задач, копіює їх у поточний набір мереж та передає ці мережі у вікно **Результатів**, дозволяючи перевірити їх якість різними способами.

4. **Конструктор мереж**, доступний на вкладках **Швидкий** і **Додатково** стартової панелі, забезпечує доступ до всіх опцій, які необхідні навіть самим просунутим користувачам для створення і навчання нейронних мереж для їх особистих вимог.

5. Результати емпіричного аналізу показали, що для прогнозування таких показників програми соціально-економічного розвитку Львівської області, як індекси номінальної та реальної заробітної плати доцільно застосовувати тришаровий перцептрон **MLP** з профілем **s6 1:6-3-1:1**, який ідентифікує штучну нейронну мережу з параметром вікна зсуву 6, 1-ою вхідною та вихідною змінною, 6-ма вхідними нейронами, 3-ма прихованими нейронами та 1-им вихідним нейроном.

6. Перспективами подальших досліджень є розроблення нових моделей прогнозування для тих показників програми соціально-економічного розвитку регіону, прогнози яких доцільно обчислювати на базі нейромережного підходу.

## Література

1. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
2. Юрчак І. Організація інтелектуальних обчислень [Електронний ресурс] – <http://lp.edu.ua/IKN/CAD/Yurchak/html/oio/index.html>.
3. Viktor Artemenko. Forecasting Indicators of Socio-Economic Development of a Region on the Basis of Neural Networks // 3<sup>rd</sup> International Conference on Inductive Modelling ICIM 2010. PROCEEDINGS. – Kherson: Kherson National Technical University of the MES of Ukraine, 2010. – P.172-175.
4. Статистичний щорічник Львівської області / Головне управління статистики у Львівській області. Ч.1. – Львів, 2008. – С.121.
5. База даних на сайті Головного управління статистики у Львівській області – [http://www.stat.lviv.ua/ukr/bank/bank\\_db.php?ind\\_page=database](http://www.stat.lviv.ua/ukr/bank/bank_db.php?ind_page=database)