

УДК 331.556:330.4 (477)

НЕЙРОМЕРЕЖНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТРУДОВОЇ МІГРАЦІЇ НАСЕЛЕННЯ УКРАЇНИ

О. Голубник

*Львівський національний університет імені Івана Франка
79008, м. Львів, просп. Свободи, 18*

Виділено чинники, які здійснюють вплив на трудову міграцію населення. Проаналізовано традиційні методи прогнозування часових рядів. Запропоновано прогнозування міграційного приросту з використанням нейронних мереж.

Ключові слова: нейрон, перцептрон, синапс, мережа Хопфілда.

Міграції населення є складним процесом, який формується під впливом різних чинників, зокрема соціальних, економічних, психологічних, демографічних, нормативно-правових, політичних та інших чинників. Міграційні потоки є вагомим чинником формування трудових ресурсів регіонів. У дисертаційній роботі здійснено прогноз міграційного приросту населення України з використанням нейронних мереж.

Задача прогнозування часових рядів була та залишається актуальною, особливо останнім часом, коли стали доступні потужні засоби збору й опрацювання інформації. Задачі прогнозування на основі моделей часових рядів присвячено багато досліджень. Зараз існує досвід з успішної побудови прогнозу з використанням імовірнісних методів і суб'єктивних знань експертів. Зокрема дослідженням у даній області присвячені роботи Бокса Дж., Дженкінса Г., Боровікова В.П., Івченко Г.І., Лукашина Ю.П., Осовського С., Комарової Л.Г., Максимова А.В. та інші [1].

Для вирішення завдань класифікації і прогнозу використовуються різні математичні методи: математичної статистики, кластерного, регресійного, факторного аналізу і так далі. В порівнянні з цими методами підхід, заснований на застосуванні штучних нейронних мереж, володіє поряд переваг і задовольняє введеним раніше вимогам. По-перше, створюється єдина для всіх завдань обчислювальна парадигма. Використовуючи нейронні мережі з порівняно невеликим числом нейронів, можна вирішувати достатньо складні завдання класифікації і прогнозу. Нейронними мережами є моделі, що навчаються, що дозволяє просто «до навчати» їх під час вступу нових даних або «перенавчати» для обробки даних з іншого регіону. Можливе використання малих повчальних вибірок, що не забезпечують отримання статистично достовірних результатів класичними методами. У нейронних мережах можна використовувати будь-яку кількість незалежних і залежних ознак, число прикладів для різних класів (при

рішенні задачі класифікації) може бути різним. Також можливе рішення однією мережею одночасно декількох завдань класифікації або прогнозу. У нейронній мережі є процедура підрахунку значущості незалежних ознак і можливість мінімізації їх числа.

Однак недоліками вищезазначених методів є:

- відсутність у моделі уявлень щодо структури й системи зв'язків реального об'єкта, що вносить суб'єктивізм у вибір як самої моделі, так й її структури;
- труднощі побудови моделей за умови, що дані зберігаються в різних часових рядах та мають тимчасові зрушення відносно один одного;
- недостатня точність прогнозу;
- значна чутливість отриманих результатів до недостатньої інформації та (або) її зашумленість;
- залежність результату прогнозу від кваліфікації аналітика в конкретній предметній області.

Зазначені недоліки приводять до необхідності постановки та розв'язання задачі, що полягає в розробці нових математичних моделей на основі методів штучного інтелекту, алгоритмів і спеціалізованого програмного забезпечення, що підвищують надійність і точність прогнозів, здатних працювати в умовах недостатньої інформації та її зашумленості, що дозволяє одержати результат за короткий час (що особливо важливо для задач оперативного керування).

Одним з методів розв'язання задачі є застосування для прогнозування часових рядів математичних моделей, заснованих на використанні апарата штучних нейронних мереж, що включає в себе розвинену методологію структурного моделювання й методів навчання, які базуються на добре розвинутій теорії нелінійного програмування.

Нейронні мережі мають більш гнучку структуру. Для зміни структури у рамках визначеної архітектури нейронної мережі достатньо регулювати кількість шарів та нейронів, додаткові переваги надає можливість зміни активаційної функції. Лише ці незначні перетворення надають можливість повністю змінити структуру мережі, що дозволить максимально пристосувати обрану архітектуру, яка розв'язується і в свою чергу дозволить мінімізувати похибку навчання мережі (підвищити точність прогнозування).

- Використовуючи ж навіть найпростішу нейромережну архітектуру (перцептрон з одним прихованим шаром) і базу даних (із інформацією про минулі події) легко одержати працюючу систему прогнозування. Причому буде система враховувати, чи не буде враховувати зовнішні параметри буде визначатися включенням, або виключенням відповідного входу до нейронної мережі [1].

- Форма організованості нейронів передбачає пошарову структуру з прямим типом передачі сигналу. На основі продукування зваженої суми входів кожного нейрона, яка проходить через передатну функцію, отримується вихідне значення. Слід зазначити, що мережа має здатність моделювати функцію майже будь якої складності, а складність функції визначається кількістю прошарків та числом нейронів у кожному з цих прошарків. Особливу вагу у випадку моделювання мережі становить визначення параметрів, а саме, кількості проміжних прошарків та кількості нейронів в

них. Дослідниками та інженерами запропоновано використовувати загальні правила до визначення архітектури для дослідження конкретних проблем, зокрема:

– Кількість вхідних та вихідних параметрів досліджуваного явища, об'єкту, процесу, тощо зумовлює кількість входів та виходів мережі. Що ж стосується кількості нейронів прихованого шару, то вона, на відміну від параметрів зовнішніх прошарків, визначається емпіричним шляхом.

– Наступним етапом після визначення кількості прошарків та числа нейронів в кожному з цих прошарків, є знаходження значень для порогів мережі та синаптичних ваг, що дадуть змогу мінімізувати похибку з генерованого результату. Саме для зазначених цілей існують алгоритми навчання, які дають змогу підігнати параметри моделі мережі до наявних даних, що використовуються для навчання. Для визначення похибки конкретної побудованої моделі мережі порівнюються спродуковані вихідні значення, які отримані шляхом проходження всіх навчальних прикладів через мережу з бажаними значеннями. В якості похибки мережі можна розглядати значення функції похибок, причому сама функція похибок утворюється множиною похибок навчання. Найчастіше використовується у якості функції похибок сума квадратів похибок [1].

– Алгоритм навчання мережі відбувається таким чином:

Ваговим коефіцієнтам та зсувам мережі надаються малі випадкові значення, тобто відбувається ініціалізація мережі.

Визначається елемент навчальної множини: для всіх прикладів множини, що використовується для навчання, входи (x_1, x_2, \dots, x_N) , повинні розрізнятися.

Розраховується значення вихідного сигналу:

$$S_{i_m} = \sum_{i_{m-1}}^{N_{m-1}} w_{i_m j_{m-1}} y_{i_{m-1}} - b_{i_m}, \quad (1)$$

$$y_{i_m} = f(S_{i_m})$$

$$i_m = 1, 2, \dots, N_m, \quad m = 1, 2, \dots, L,$$

де S_{i_m} – вихід суматора i -го нейрона m -го прошарку;

$w_{i_m j_{m-1}}$ – вага зв'язку, між i -им нейроном m -го прошарку та j -го нейрона

$m-1$ -го прошарку;

y_{i_m} – вихід нейрона i -го нейрона m -го прошарку;

b_{i_m} – зсув, i -го нейрона m -го прошарку;

i – номер нейрона;

N – число нейронів у прошарку;

m – номер прошарку;

L – кількість прошарків;

f – передатна функція.

Налаштування синаптичних ваг:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + rg_j x'_i, \quad (2)$$

де w_{ij} – вага від нейрона i до нейрона j у момент часу t ;

x'_i – вихід нейрона i ;

r – швидкість навчання;

g_j – значення похибки для нейрона j .

У випадку, коли j -ий нейрон належить останньому прошарку, значення похибки визначається так:

$$g_j = y_j(1 - y_j)(d_j - y_j), \quad (3)$$

де d_j – бажаний вихід нейрона j ;

y_j – поточний вихід нейрона j .

Коли j -ий нейрон належить одному з першого прошарків до передостаннього, тоді

$$g_j = x'_j(1 - x'_j) \sum_k g_k w_{jk}, \quad (4)$$

де k проходить всі нейрони прошарку, номер якого на одиницю більший, ніж у того прошарку, котрому належить j -ий нейрон.

Зовнішні зсуви нейронів b налаштовуються аналогічним чином.

Враховуючи результати інтелектуального аналізу даних, який виконувався у попередньому параграфі, вхідними сигналами нейронної мережі будуть виступати значення наступних показників:

- доходи населення;
- рівень безробіття;
- валовий регіональний продукт;
- внутрішні інвестиції;
- житловий фонд.

Дослідження проводилися для мереж типу багатошаровий перцептрон. В результаті виконання роботи було проведено декілька експериментів, основна мета яких – підбір параметрів нейронної мережі таким чином, щоб одержати прогноз міграційного приросту населення з мінімальною похибкою. На основі даних часового ряду міграційного приросту населення України за 48 періодів (вересень 2005 – вересень 2009 року), Автором виявлено, що глибина пам'яті ряду 4 місяці, тому прогнозування здійснювалось на період з жовтень 2009 р. – січень 2010 р.

Аналіз досліджуваних типів мережі наведений у табл. 1.

Аналіз досліджуваних типів мережі

№	Архітектура мережі	Кількість тестів	Похибка
1	MLP 5:3:1	10	10 %
2	MLP 5:8:1	18	9,1 %
3	MLP 5:6:1	16	13,8 %
4	MLP 5:5:1	18	14,4 %
5	MLP 5:3:9:1	15	15,3 %
6	MLP 5:2:1	12	7,2 %

*Джерело власні розрахунки

Наступний крок передбачає визначення типу та архітектури нейронної мережі. У результаті проведених досліджень була обрана оптимальна структура нейронної мережі з наступними параметрами:

- тип архітектури мережі – багатошаровий перцептрон;
- кількість шарів – 3;
- кількість нейронів у вхідному шарі – 5;
- кількість нейронів у прихованому шарі – 2;
- кількість нейронів у вихідному шарі – 1.

Структура мережі MLP 5:2:1 подано на рис. 1.

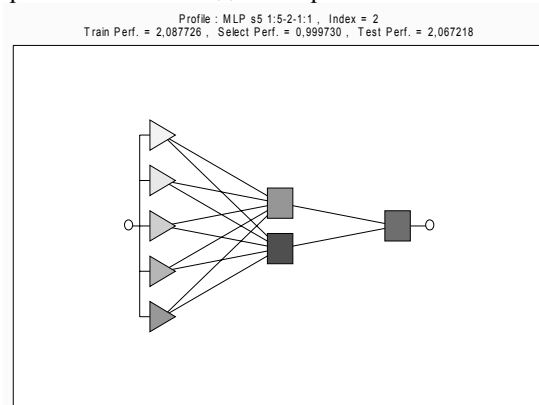


Рис. 1. Схема тришарової нейронної мережі

Для реалізації була використана програма Neural Network Wizard 1.5. Ця програма призначена для проведення досліджень з метою вибору оптимальної конфігурації нейронної мережі, яка дозволяє найкраще розв'язати поставлену задачу. Результатом роботи є файл, який зберігає всі параметри отриманої нейронної мережі. На основі цього файлу можна розробляти систему, яка призначена для розв'язування конкретних задач [1]. Для кожного з вхідних показників побудовано нейронну мережу, що дало змогу передбачити значення кожного з них. Наступним кроком є прогнозування міграційного приросту, коли входами системи виступають спрогнозовані значення чинників міграції, а на виході значення міграційного приросту України. Алгоритм роботи з мережею такий.

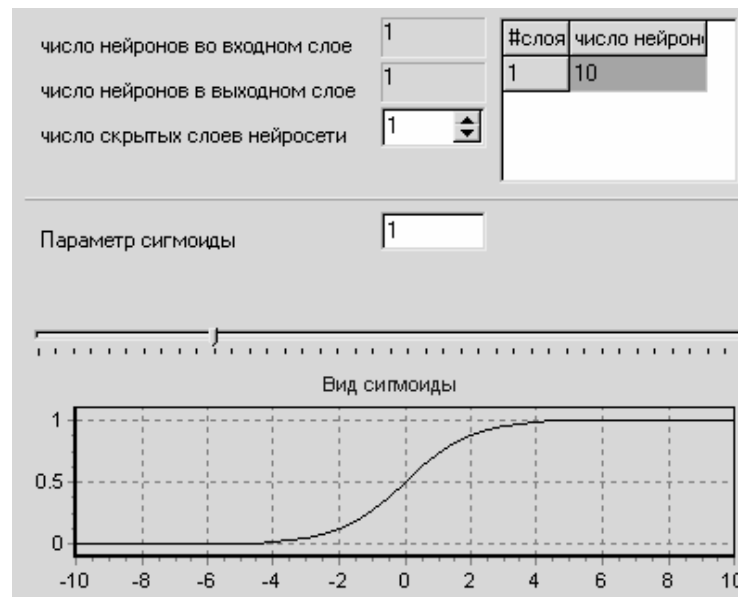


Рис. 2. Форма задания начатковых параметров нейронной сети

Задаємо параметри нейронної мережі, а саме відсоток навчальної вибірки, швидкість навчання та дозволений діапазон помилок. На рис. 3-4 подано налаштування параметрів навчання та графік помилок навчальної вибірки.

Использовать для обучения нейросети	80	% выборки
Скорость обучения	0.1	
Момент	0.9	
Распознано если ошибка по примерам	0.05	
<input type="checkbox"/> Использовать тестовое множество как валидационное		
Критерии остановки обучения		
<input type="checkbox"/> Прошло	10000	эпох
<input type="checkbox"/> Макс. ошибка при обучении <	0.05	
<input type="checkbox"/> Средняя ошибки при обучении <	0.05	
<input type="checkbox"/> Распознано	80	% обучающей выборки
<input type="checkbox"/> Макс. ошибка при тестировании <	0.05	
<input type="checkbox"/> Средняя ошибки при тестировании <	0.05	
<input type="checkbox"/> Распознано	80	% тестовой выборки

Рис.3. Параметри навчання нейронної мережі

Найкращий прогноз на основі апарата нейронних мереж з похибкою 7,2 % (структура MLP 5:2:1) представлений на рис. 5.

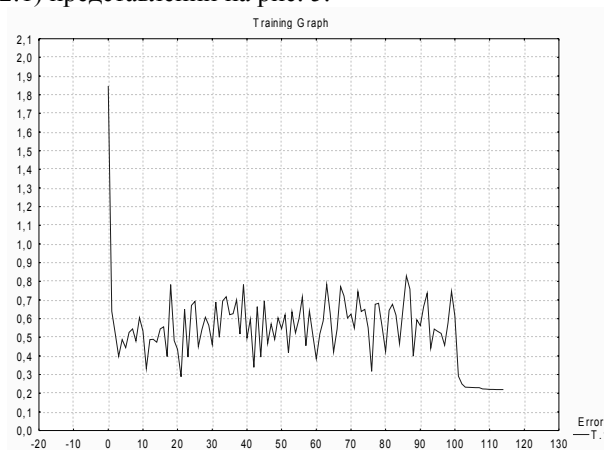


Рис. 4. Графік помилок навчання нейронної мережі

Оцінка прогнозів проведена для досліджуваних часових рядів динаміки міграційного приросту населення для останніх 20 % значень, при дослідженні саме ця частина вибірки вважалася тестовою для всіх досліджуваних моделей прогнозування. Точність прогнозу оцінювалася його середньою абсолютною похибкою.

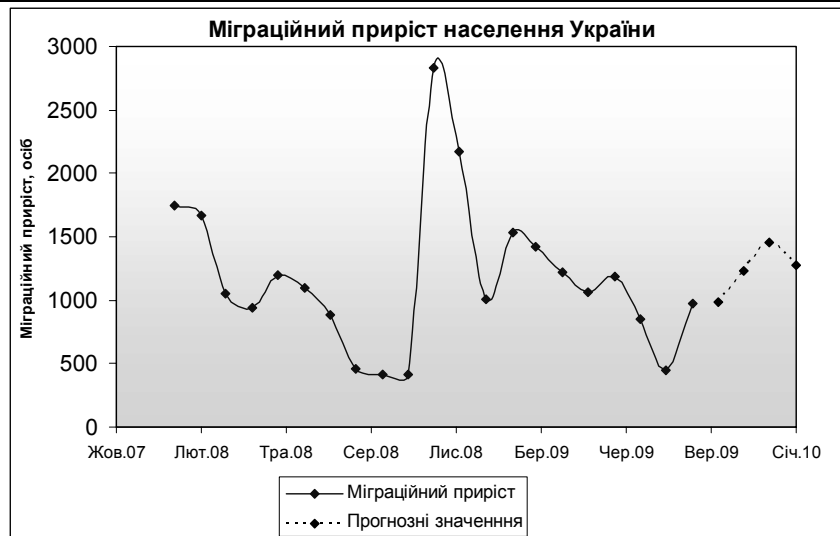


Рис. 5. Прогнозування міграційного приросту населення України

Для оцінювання результатів прогнозування нейронної мережі з існуючим рядом динаміки досліджуваного показника виконано порівняння емпіричного та прогнозованого ряду. На рис. 6 проілюстровано проведений порівняльний аналіз.



Рис. 6. Порівняння прогнозованого та емпіричного рядів динаміки

Побудована нейронна мережа прогнозування міграційного приросту населення України враховує не тільки тенденції розвитку міграційних процесів, але і вплив соціально-економічних чинників, що їх зумовлюють.

Тому отримані результати доцільно враховувати органами державного управління при розробленні політики регулювання міграційних процесів в Україні для підвищення її ефективності та дієвості.

З отриманих результатів випливає, що складовими цієї політики мають бути заходи спрямовані на поліпшення ситуації на регіональних ринках праці України, зниження рівня безробіття і збільшення і збільшення зайнятості населення. Для поліпшення позитивних тенденцій у міжрегіональних міграційних процесах увага держави неминуче повинна бути зосереджена також на збільшенні доходів населення, рості валового регіонального продукту, внутрішніх і зовнішніх інвестицій.

1. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации : нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / А.П. Ротштейн. – Винница : „Універсум-Вінниця”, 1999. – 320 с.

NEURAL NETWORK OF DESIGN OF LABOUR MIGRATION OF POPULATION OF UKRAINE

O. Golubnyk

*Ivan Franko National University of Lviv
Svobody Ave., 18. UA-79008 Lviv*

Factors which carry out influence on labour migration of population are selected. The traditional methods of prognostication of sentinel rows are analysed. Prognostication of migratory increase is offered with the use of neuron networks.

Keywords: neuron, perceptron, sinaps, network of Khopfilda.

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ ТРУДОВОЙ МИГРАЦИИ НАСЕЛЕНИЯ УКРАИНЫ

О. Голубник

*Львовский национальный университет имени Ивана Франко
79008 г. Львов, проспект Свободы, 18*

Выделены факторы, которые осуществляют влияние на трудовую миграцию населения. Проанализированы традиционные методы прогнозирования временных рядов. Предложено прогнозирование миграционного прироста с использованием нейронных сетей.

Ключевые слова: нейрон, перцептрон, синапс, сеть Хопфилда.