

шоколаду, а 25% – виробництва гіркого шоколаду. Компанія «Конті» на 40% повинна виробляти молочний шоколад і на 60% – гіркий.

Висновки з проведеного дослідження. При рішенні економічних задач часто доводиться аналізувати ситуації, в яких стикаються інтереси двох чи більше конкуруючих сторін, що

переслідують різні цілі. Це особливо характерно в умовах ринкової економіки. Отже, теорія ігор може бути надійним інструментом забезпечення управлінської діяльності і прийняття рішень в умовах невизначеності, і її можна застосовувати при розв'язуванні економічних задач.

Список використаних джерел:

1. Писарук Н. Н. Введение в теорию игр. Миснк: БГУ, 2012. 223 с.
2. Економічний ризик: ігрові моделі. Навчальний посібник. В. В. Вітлінський, П. І. Верченко, А. В. Сігал, Я. С. Наконечний. Київ, 2002. 446 с.
3. Надеждин Е. Н. Математические методы и модели в экономике / Е. Н. Надеждин, Е. Е. Смирнова, В. С. Варзаков. Тула, 2011. 249 с.
4. Теория игр в экономике (практикум с решениями задач) : учебное пособие. Л. Г. Лабскер, Н. А. Яценко ; под ред. Л. Г. Лабскера. КНОРУС, 2014. 264 с.

Oleshko T.I., Lobanov M.O.

ECONOMIC PROBLEM IN GAME THEORY

In this paper, the application of game theory to solving economic problems is considered. The essence and basic concepts of game theory are revealed, economic examples are given. The essence of it is that it is used to achieve the coordination of the interests of the opposing sides (players), because with the help of game theory, an economist can simulate situations in which there is strategic interaction. The article analyzes the main researches and publications.

Key words: game theory, player strategy, payment matrix, game price.

УДК 004.358:656.025(045)

Олешко Т.І.

доктор технічних наук,
професор кафедри економічної кібернетики
Національного авіаційного університету

Хоменко Р.І.

магістр
Національного авіаційного університету

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ПЕРЕВЕЗЕНЬ ВАНТАЖІВ

Стаття присвячена дослідженню прогнозування вантажообігу на основі використання методу нейронних мереж. Висвітлено основні переваги та недоліки використання цієї методики. Наведено характеристику якості нейронних мереж різних типів, що були побудовані. Проаналізовано методику побудови нейронних мереж для рішення різного виду економічних задач та прийняття рішень.

Ключові слова: нейронна мережа, перевезення, прогнозування, STATISTICA Automated Neural Networks.

Статья посвящена исследованию прогнозирования грузооборота на основе использования метода нейронных сетей. Освещены основные преимущества и недостатки использования этой методики. Приведена характеристика качества нейронных сетей различных типов, которые были построены. Проанализированы методики построения нейронных сетей для решения различного вида экономических задач и принятия решений.

Ключевые слова: нейронная сеть, перевозки, прогнозирования, STATISTICA Automated Neural Networks.

Постановка проблеми. Сьогодні вантажообіг України у цілому задовольняє лише базові потреби економіки та населення у перевезеннях. Показники якості та ефективності перевезень пасажирів і вантажів, енергоефективності, техногенного навантаження на довкілля не відповідають сучасним вимогам. Штучні нейронні мережі набули поширення для розв'язання великого класу задач – обробки інформації – насамперед для ідентифікації, емуляції, інтелектуального керування, прогнозування часових рядів довільної природи за умов структурної та параметричної невизначеності. Нейронні мережі являють собою перспективні обчислювальні технології, які передбачають нові постулати до дослідження контрольно-аналітичних завдань в перевезеннях. При комплексному економічному аналізі за методикою застосування нейронних мереж оцінюється поточний стан торговельного підприємства, а також паралельно проводиться причинно-наслідковий аналіз зміни основних показників під дією чинників впливу. За необхідності обсяг вхідних даних показників можна збільшити, що розширить і дозволить уточнити інформаційне забезпечення контрольно-аналітичного процесу. Кількісна та якісна параметризація на доказовій аналітичній базі вибору стратегії, розробка індикативних планів і бізнес планування, формування довгострокової стратегії ділового партнерства, оцінка виконання стратегії відбувається у межах двох процесів. На сьогодні вплив прогнозування обсягів вантажоперевезень є досить актуальною проблемою. Метод прогнозування за допомогою нейромереж стане хорошим інструментом в цьому питанні.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Вивченням застосування нейронних мереж з метою прогнозування вантажообігу в своїх роботах розглядали такі вчені як Іванов Д.В. в роботі «Прогнозування фінансових ринків з використанням штучних нейронних мереж», Солдатова О.П., Семенов В.В. «Застосування нейронних мереж для рішення завдань прогнозування», Коло П.Г. «Нейронні мережі й еволюційний Корецька Т.В. «Аналіз фондових ринків».

Метою дослідження є аналіз нейронних мереж та їх застосування для прогнозування обсягів вантажоперевезень на майбутні періоди.

Виклад основного матеріалу дослідження.

Застосування методики прогнозування діяльності підприємств на основі використання нейронної мережі характеризується низкою переваг і недоліків. Перевагами є те, що застосування нейронних мереж дозволяє досліджувати залежність прогнозованої вели-

чини від незалежних змінних на основі числових та текстових даних за умови невідомих закономірностей; для аналізу не потрібно вирішувати проблему взаємозалежності між вхідними показниками; визначається стійкість до шумів у вхідних даних; аналітику не обов'язково володіти знанням про високі технологічні можливості нейронних мереж. Проте варто враховувати і неконтрольовані чинники зовнішнього середовища, зокрема: сезонний характер, активність конкурентів у районі розміщення підприємства, кількість покупців, період поставки товару. Застосовуючи нейромережеву архітектуру (перцептрон із одним схованим шаром) і базу даних (вантажооборот), можна одержати ефективну систему прогнозування. Враховувати зовнішні параметри необхідно з включенням відповідного входу в нейронну мережу. При цьому використовується алгоритм визначення важливості й значимості вхідних змінних, із виключенням параметрів, що мають невеликий вплив.

Перевага нейронних мереж полягає ще і в тому, що експерт не здійснює вибір математичної моделі поведінки часового ряду. Побудова нейромережевої моделі проводиться адаптивно без участі експерта у процесі навчання.

Недоліком цієї методики можна вважати необхідність спеціалізованого програмного інструментарію; складність змістовної інтерпретації нейронних мереж та недетермінованість. Мається на увазі так звана «чорна скринька», в якій логіка прийняття рішень нейромережею схована від експерта.

Важливим параметром для побудови нейронної мережі є алгоритм оптимізації та здатність до навчання. Алгоритм оптимізації є необхідним для побудови нейромережі, адже він може згладити помилки у процесі формування навчальної множини та пришвидшити навчання, тому обрано алгоритм ліквідації вхідних компонентів (видаляються ті дані, які погіршують загальний результат).

Розглянемо детально методику прогнозування за допомогою нейронних мереж.

Роботу нейронної мережі оцінюють на основі реакції відносно простих однотипних елементів, де кожний із нейронів містить синапси (однаправлені вхідні сигнали x_1, \dots, x_n , зв'язані з іншими прихованими нейронами) та аксон (вихідні значення y_1, \dots, y_m , зв'язані як з прихованими, так і з вхідними нейронами). У процесі підготовки до прогнозування усю сукупність даних поділяють на три підвибірки. Перша – це навчання, під час якого для ефективного функціонування мереж відбирають сукупність прикладів, кожен із яких містить пару даних: вхід x_i та вихід y_j . Для навчання пер-

цептрона використовують дані множини спостережень x_i . При цьому кожен нейрон прихованого прошарку отримує сигнали від нейронів вхідного прошарку. Після виконання операцій над сигналами є вага нейрона, який передає свій вихід до всіх нейронів наступних прошарків, забезпечуючи передачу по одному вперед (feedforward) на вихід y_j , тим самим забезпечуючи еферентні зв'язки. Другу підвибірку розглядають як валідаційну, адже вона призначена для забезпечення можливості оцінювання прогнозу та визначення оптимальної складності моделі. Остання підвибірка використовується для оцінювання ефективності та реалістичності запропонованої моделі. Вона здійснює тестування мережі вже після навчання.

На рис. 1 зображена чотиришарова мережа, перший шар якої містить чотири нейрони, другий – три, третій – два і четвертий – три нейрони.

Застосуємо пакет STATISTICA Automated Neural Networks для прогнозування вантажообігу. В таблиці 1 представлені статистичні дані вантажообігу в Україні за 2008-2017 рр.

Використовуючи ці дані побудуємо лінійний графік для отримання інформації про

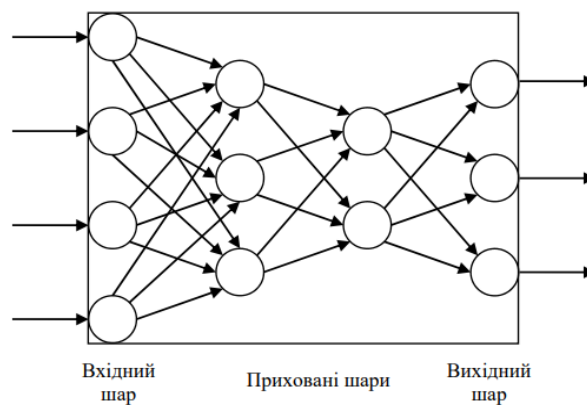


Рис. 1. Структура чотиришарової нейронної мережі

динаміку вбудованими функціями програми STATISTICA.

Як видно з графіку (рис. 2) за даними маємо зростаючий тренд та незначну періодичність. Періодичність є досить важливою характеристикою, яка в подальшому дозволить спростити пошук найкращої моделі.

Використовуючи нейромережу, яка вбудована в програму, знайдемо регресію викорис-

Таблиця 1

Статистичні дані вантажообігу

Період	тис. т	Період	тис. т	Період	тис. т	Період	тис. т	Період	тис. т
січ. 2008 р.	331,4	січ. 2010 р.	287	січ. 2012 р.	391,5	січ. 2015 р.	467,40	січ. 2017 р.	706
лют. 2008р.	412,3	лют. 2010 р.	287,4	лют. 2012 р.	483,9	лют. 2015 р.	508,90	лют. 2017 р.	1012
бер. 2008 р.	448,1	бер. 2010 р.	475,9	бер. 2012 р.	783,9	бер. 2015 р.	698,00	бер. 2017 р.	1149
квіт. 2008р.	442,6	квіт. 2010 р.	512,7	квіт. 2012 р.	717,9	квіт. 2015 р.	719,60	квіт. 2017 р.	1012
трав. 2008 р.	520,7	трав. 2010 р.	494,1	трав. 2012 р.	774,7	трав. 2015 р.	909,00	трав. 2017 р.	1095
черв. 2008 р.	459,6	черв. 2010 р.	538	черв. 2012 р.	736,5	черв. 2015 р.	974,00	черв. 2017 р.	917
лип. 2008 р.	478	лип. 2010 р.	559,5	лип. 2012 р.	762,8	лип. 2015 р.	1349,50	лип. 2017 р.	908
сер. 2008 р.	518	сер. 2010 р.	578,1	сер. 2012 р.	732,8	сер. 2015 р.	1380,10	сер. 2017 р.	1197
вер. 2008 р.	490,2	вер. 2010 р.	537,2	вер. 2012 р.	735,7	вер. 2015 р.	1296,80	вер. 2017 р.	931
жовт. 2008 р.	527,1	жовт. 2010 р.	628,5	жовт. 2012 р.	736,9	жовт. 2015 р.	1194,80	жовт. 2017 р.	947
лист. 2008 р.	506,9	лист. 2010 р.	694,2	лист. 2012 р.	665,1	лист. 2015 р.	1059,90	лист. 2017 р.	980
груд. 2008 р.	462,9	груд. 2010 р.	591,1	груд. 2012 р.	542,2	груд. 2015 р.	812,20	груд. 2017 р.	922
січ. 2009 р.	285,1	січ. 2011 р.	389,4	січ. 2014 р.	290,8	січ. 2016 р.	609,00		
лют. 2009 р.	336,8	лют. 2011 р.	538	лют. 2014 р.	399,6	лют. 2016 р.	1019,00		
бер. 2009 р.	376,1	бер. 2011 р.	588,1	бер. 2014 р.	685	бер. 2016 р.	1853,00		
квіт. 2009 р.	406,2	квіт. 2011 р.	636,2	квіт. 2014 р.	606,5	квіт. 2016 р.	1199,00		
трав. 2009 р.	422,1	трав. 2011 р.	654,8	трав. 2014 р.	595,8	трав. 2016 р.	1277,00		
черв. 2009 р.	486,1	черв. 2011 р.	636,7	черв. 2014 р.	1125,7	черв. 2016 р.	1083,00		
лип. 2009 р.	492,2	лип. 2011 р.	620,2	лип. 2014 р.	305,8	лип. 2016 р.	926,00		
сер. 2009 р.	468,1	сер. 2011 р.	687,6	сер. 2014 р.	839,5	сер. 2016 р.	894,00		
вер. 2009 р.	529,1	вер. 2011 р.	747,7	вер. 2014 р.	857,9	вер. 2016 р.	1229,00		
жовт. 2009 р.	550,2	жовт. 2011 р.	776,3	жовт. 2014 р.	864,3	жовт. 2016 р.	1287,00		
лист. 2009 р.	513,1	лист. 2011 р.	750	лист. 2014 р.	767,1	лист. 2016 р.	1347,00		
груд. 2009 р.	462,7	груд. 2011 р.	625,2	груд. 2014 р.	717,7	груд. 2016 р.	801,00		

товуючи підфункцію «часові ряди». Це означає, що змінна часового ряду є безперервною, оскільки в дослідженні використовується лише одна змінна, що являє собою вхідну та вихідну цільову функцію. Після навчання отримуємо наступні дані (таблиця 2).

Продуктивність в даному випадку характеризується величиною кореляції між теперішніми даними та прогнозованими. Чим ближче значення до 1, тим краще. Звертаємо увагу на значення контрольної продуктивності, щоб значення кореляції в навчанні та контрольної підвибірки були схожими за значенням. Це свідчить про те, що модель рівномірно працює як при навчанні так, і при контролі.

Також отримуємо чисельне значення функціонування помилки, як при навчанні, так і при контролі. Та отримуємо алгоритм навчання BFGS – ітераційний метод чисель-

ної оптимізації. Цифра означає ітерацію, на якій алгоритм був зупинений, функцію помилки та функцію активації. На основі отриманих даних створимо графік часового ряду (рис. 3) на якому показано синім кольором графік початкового ряду та передбачені ряди іншими кольорами для кожної моделі, в цьому випадку кожне передбачене значення ряду будується по минулим значенням початкових значень на цьому етапі ми не можемо побачити прогнозний ряд.

Застосувавши функцію часового ряду створимо графік проєкції для прогнозування майбутнього періоду в надому випадку номера спостереження від 120 (2017 р.) до 132 (2018 р.) рис. 4.

Як видно з рис. 4 найкращий результат показала нейронна мережа № 5, яка спрогнозувала результати прогнозу в таблицю № 3.

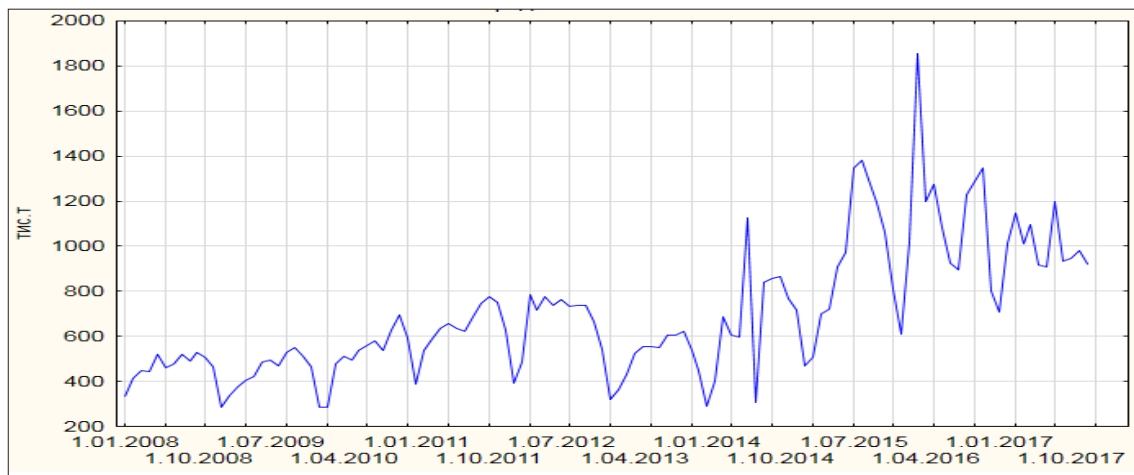


Рис. 2. Загальна динаміка вантажобороту України за період від 2008 по 2017 рр.

Таблиця 2

Результат навчання нейромереж

№ Нейромережі	Архітектура	Продуктивність навч.	Контр. продуктивність.	Тест. продуктивність.	Помилка навчання	Контрольна помилка	Тестова помилка	Алгоритм навчання	Функція помилки	Ф-я актив. прихованих нейронів	Ф-я актив. вихідних нейронів
1	MLP 12-2-1	0,792	0,706	0,807	13109,8	28110,03	15564,74	BFGS 5	Су. квадр.	тотожна	логістична
2	MLP 12-2-1	0,766	0,675	0,794	25103,2	32141,08	25620,31	BFGS 4	Сум. квадр.	експонента	гіперболічна
3	MLP 12-6-1	0,803	0,723	0,804	12242,1	27988,99	16282,34	BFGS 5	Сум. квадр.	експонента	експонента
4	MLP 12-2-1	0,814	0,746	0,796	11543,5	28293,08	16810,69	BFGS 6	Сум. квадр.	гіперболічна	експонента
5	MLP 12-5-1	0,914	0,846	0,807	5594,9	18152,65	16070,56	BFGS 26	Сум. квадр.	експонента	тотожна



Рис. 3. Графік часового ряду моделей нейромережі



Рис. 4. Прогноз на 2018 рік за допомогою нейромереж

Таблиця 3
Результат прогнозу нейромережі

Період , рік	Тис. т
січень 2018 р.	776,292
лютий 2018 р.	916,446
березень 2018 р.	949,200
квітень 2018 р.	953,103
травень 2018 р.	902,199
червень 2018 р.	813,507
липень 2018 р.	897,549
серпень 2018 р.	913,032
вересень 2018 р.	855,770
жовтень 2018 р.	875,815
листопад 2018 р.	888,571
грудень 2018 р.	801,687

З отриманих результатів, нейронної мережі MPL 12-5-1 бачимо, що прогнозний період на 2018р отримує прогнозні дані вантажообігу.

Аналізуючи якість нейромережі можна очікувати більш прийнятний результат, в даному прикладі використовувалися базові параметри програми STATISTICA вбудованої функції нейромережі, які вказувалися для випадкових вибірок 70%, контрольної вибірки 15% та тестової вибірки 15%. Для навчання використовувалося 20 мереж з яких 5 результатуючих (найкращих), тип мережі МПЛ з опціями: мінімум прихованих нейронів 2 максимум прихованих нейронів 8. Для функції активації МЛП для прихованих нейронів: тотожна, логістична, гіперболічна та експонента. Для вихідних нейронів використовувалися ті ж самі параметри, що і для прихованих для більш точного результату.

Висновки з проведеного дослідження. Таким чином, ми показали використання нейромережі для прогнозування загального обсягу вантажообігу показано прийнятні результати для базових параметрів програми. Для усунення виявлених недоліків у моделях прогнозування рядів динаміки необхідно задати параметри нейромережі відповідно до затребуваної цілі, щоб отримати прийнятний результат. Для покращення якості бажаного результату необхідно задавати більшу кількість прихованих нейронів, використовувати різні функції активації МЛП та робити тестування на більшій кількості нейромереж. В загальному випадку задача часового ряду

представляється в нейромережі як задача багатовимірної регресії, а пошук рішення регресії краще почати з пошуку більш простих моделей та поступово збільшувати складність якщо якість теперішніх моделей не є прийнятною. Наприклад найбільш простою є лінійна регресійна модель. В даній статті було застосовано більш складнішу модель яка заснована на нелінійних функціях активації і великій кількості прихованих нейронів. Результат від використання нейромережі з великою кількістю прихованих нейронів має меншу загальну здатність, яку показують мережі, це свідчить про те, що нейромережі гірше прогнозують часовий ряд.

Список використаних джерел:

1. Романовская, И.А. Развитие инновационной позиции преподавателя высшей школы в процессе организационного обучения [Электронный ресурс]. Современные проблемы науки и образования. 2013. № 2.
2. Звіт за даними Івано-Франківського відділу служби статистики регіональної філії «Львівська залізниця» ПАТ «Укрзалізниця». URL: http://www.ifstat.gov.ua/EX_IN/TZ1.HTM
3. Трещев, А.М. Развитие профессионально-субъектной позиции молодого учителя в процессе внутришкольного обучения. Известия Южного федерального университета. Педагогические науки. 2010. № 8. С. 149-158.
4. Круг П. Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры [Текст]: учебное пособие по курсу «Микропроцессоры». М.: Издательство МЭИ, 2002. 176 с.

Oleshko T.I., Khomenko R.I.

APPLICATION OF NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES FOR PREDICTING THE VOLUME OF CARGO TRANSPORTATION

The article is devoted to the research of forecasting of cargo turnover on the basis of the use of the method of neural networks. The main advantages and disadvantages of using this technique are highlighted. The characteristics of the quality of the various types of neural networks that have been built are presented. The principle of work and methods of constructing neural networks for solving various types of economic problems and decision-making are analyzed. The recommendations for improving the accuracy of the result using the method of neural networks are given. The volume of total cargo turnover in Ukraine for 2018 is projected.

Key words: neural network, transportation, forecasting, STATISTICA Automated Neural Networks.