

© Лук'янова В.В., Мацюк Н.О., 2012

*Хмельницький національний університет, м. Хмельницький
Буковинський державний фінансово-економічний університет, м. Чернівці*

ПОРІВНЯННЯ МЕТОДУ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ І МЕТОДУ ДЕКОМПОЗИЦІЇ ЧАСОВИХ РЯДІВ У ПРОГНОЗУВАННІ ОБСЯГІВ ПРОДАЖУ ТОРГОВЕЛЬНОГО ПІДПРИЄМСТВА

Проведено порівняльний аналіз методу нейронних мереж та методу декомпозиції часового ряду з виокремленням сезонної складової у прогнозуванні обсягів продажів філії корпорації «Roshen» в Чернівецькій області. Розроблено прогноз та оцінено ефективність кожного з методів. Обґрунтовано переваги та особливості використання методу нейронних мереж у прогнозуванні обсягів продажів торговельного підприємства.

Ключові слова: прогнозування, торговельне підприємство, часовий ряд, нейронні мережі, сезонна декомпозиція..

Постановка проблеми. Одним з найбільш важливих етапів оптимізації діяльності торговельного підприємства є прогнозування обсягів продажу. Прогноз продажу є основою при плануванні діяльності компанії, розробці логістичних каналів просування продукції з метою зниження витрат на транспортування та зберігання. Занижені прогнози призводять до недоотримання прибутку, завищені ж обертаються або витратами на використання складських площ (якщо продукт має тривалий термін зберігання), або прямими втратами і витратами на утилізацію, коли у нереалізованого продукту спливає термін придатності. Помилковість прогнозу може бути наслідком багатьох причин: від недостатньо точних даних до впливу неврахованих в моделі чинників. Своєчасне виявлення й усунення недоліків моделі прогнозування є шляхом до підвищення якості прогнозу, що надзвичайно важливо у процесі прийняття управлінських рішень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питання застосування сучасних методів прогнозування часових рядів останнім часом привертає все більшу увагу вчених та практиків. Зокрема, нейронні мережі знайшли успішну реалізацію у таких сферах життя, як медицина [2], економіка [8], біологія [6]. Нейромережеві технології широко використовуються для прогнозування фінансових рядів [9], курсів акцій та валют [8], а також для побудови скорингових карт боржників [5].

Не розв'язані раніше частини загальної проблеми. В [12] обґрунтовано можливість

використання нейронних мереж у прогнозуванні попиту на продукцію промислового підприємства, проте деякі проблеми залишились невирішеними, зокрема, які методи прогнозування забезпечують найвищу точність у конкретних ситуаціях і які методи найбільш доцільно використовувати при прогнозуванні обсягів продажу торговельного підприємства.

Формулювання цілей статті. Метою даної роботи є проведення порівняльного аналізу методу нейронних мереж і класичного методу лінійного адитивного тренду з урахуванням сезонної складової при прогнозуванні обсягів продажу торговельного підприємства.

Викладення основного матеріалу дослідження. Аналіз існуючих методів прогнозування показує, що найбільш поширеними є традиційні методи, наприклад класична сезонна декомпозиція часових рядів, а також сучасні методи прогнозування з використанням нейронних мереж [1, 11]. Класичні методи прогнозування базуються на твердженні, що спостереження, які формують часовий ряд, незалежні, тому підпорядковуються нормальному закону розподілу. Але це швидше виняток з правил для економічних часових рядів, які є нелінійними та мають довготермінову пам'ять, що добре моделюється нейронними мережами. Проте використання традиційних підходів у прогнозуванні конкретних економічних подій забезпечує достатню адекватність і точність отриманих прогнозів. Тому завданням даної роботи є порівняння традиційних методів і методу нейронних мереж у конкретній

ситуації, а саме у прогнозуванні обсягів продажу торговельної компанії.

Як вихідні дані для складання прогнозу візьмемо дані про обсяг продажу продукції (в натуральному вимірнику) філії кондитерської компанії «Roshen» у Чернівецькій області за період з березня 2008 по травень 2012 року (рис. 1). Обсяг продажу продукції за червень

2012 року використаємо для перевірки адекватності отриманих результатів прогнозу. З метою спрощення використаємо агрегований продукт, не поділяючи його на підвиди. Як видно з графіка, спостерігається спадання обсягів продажу і регулярні сезонні коливання, що зумовлює вибір методу сезонної декомпозиції ряду, як методу прогнозування.

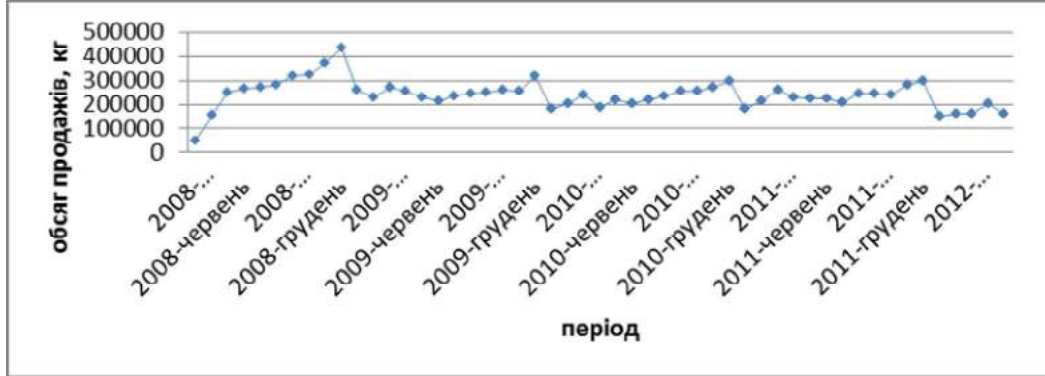


Рис.1. Обсяги продажу філії «Roshen» в Чернівецькій області за період з березня 2008 по травень 2012 року

Сезонна декомпозиція часового ряду

Будь-який часовий ряд складається з двох складових: регулярної та випадкової. Регулярна складова в загальному випадку представляється трендом, циклічною та сезонною компонентами, хоча і не обов'язково містить усі перелічені елементи. Конкретні функціональні взаємозв'язки між компонентами часового ряду можуть бути формалізовані у вигляді адитивної або мультиплікативної моделі. У нашому випадку скористаємось адитивною моделлю, що зумовлено структурою сезонних коливань (рис. 1), а саме майже постійною амплітудою коливань значень обсягів продажу.

Адитивна модель часового ряду Y_t може бути представлена так:

$$Y_t = X_t + S_t + C_t + \epsilon_t, t = 1, 2, \dots, n, \tag{1}$$

де X_t – детермінована не випадкова компонента процесу (тренд); S_t – сезонна складова; C_t – циклічна складова; ϵ_t – стохастична компонента, яка характеризує випадкові коливання та шуми процесу.

Завдання прогнозу полягає у з'ясуванні вигляду екстраполюючої функції X_t , сезонної і циклічної складових S_t і C_t , та визначенні ϵ_t на основі вихідних емпіричних даних.

Початковим етапом екстраполяції тренду є вибір оптимального вигляду функції, що описує часовий ряд. Для цього необхідно попередньо згладити спостереження ряду, оцінити сезонну складову і параметризувати тренд за допомогою методу найменших квадратів (МНК) [10].

Провівши згладжування часового ряду за допомогою ковзної середньої та центрованої ковзної середньої, ми отримали оцінки сезонної компоненти (рис. 2), вилучивши ті які вдалося ідентифікувати лінійний спадаючий тренд, рівняння якого має наступний вигляд:

$$y = -1294,8x + 259929, \tag{2}$$

де y – обсяг продажів за період t , x – обсяг продажу за період $(t-1)$.

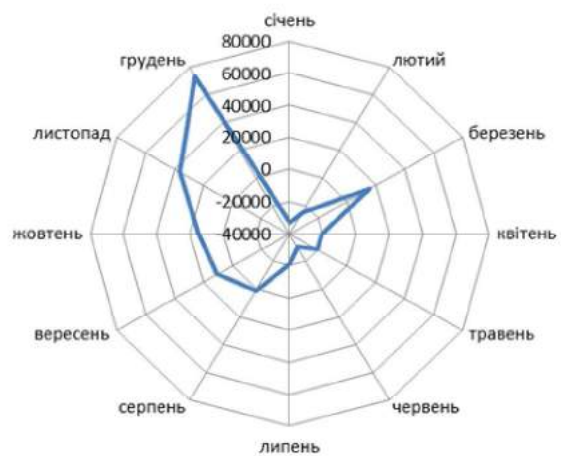


Рис. 2. Коефіцієнти сезонності

Отримані результати (рис. 3) показують, що побудована модель достатньо точно повторює вихідний часовий ряд.

Прогноз обсягів продажів на червень 2012 року складає 159431,33 кг і має похибку 9,07%.

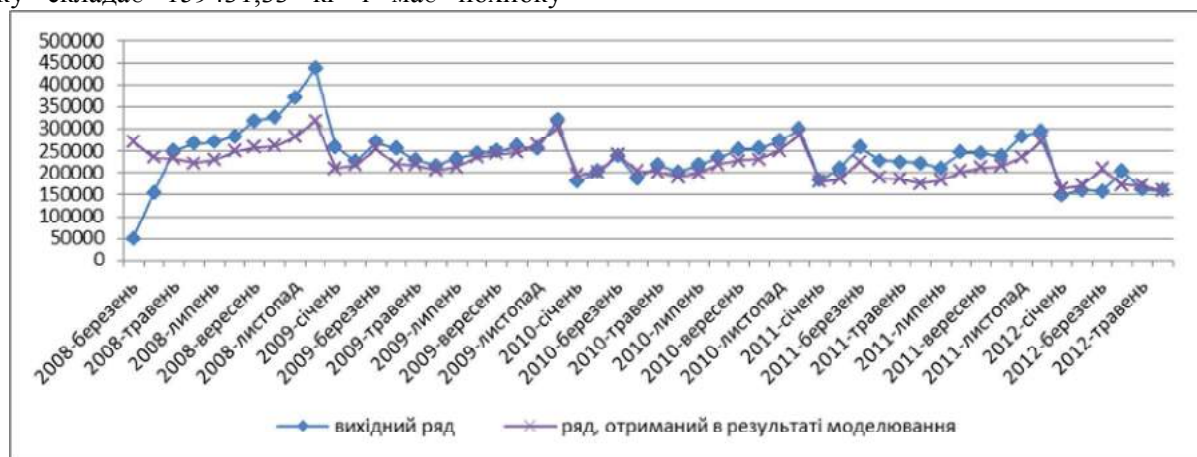


Рис. 3. Графік фактичних і змодельованих значень

Прогнозування з використанням нейронних мереж

Одночасно з традиційними методами прогнозування сьогодні швидкими темпами розвивається теорія штучних нейронних мереж, однією з головних переваг яких є здатність до навчання, самонавчання й узагальнення нагромаджених знань, тобто адаптація моделі до розв'язання конкретних практичних завдань. Нейронні мережі мають широку сферу використання – від керування роботами до прогнозування часових рядів.

Найпоширеніші мережі багат шарового перцептронну, які складаються з множини вхідних вузлів, які утворюють вхідний шар, одного чи декількох прихованих шарів і одного вихідного шару нейронів. Така структура нейронної мережі є універсальною і використовується для розв'язання різного роду завдань, в тому числі і для завдань прогнозування часових рядів. Кількість вхідних і вихідних елементів при цьому визначається залежно від умов завдань.

Для створення нейронної мережі і подальшого прогнозування обсягу продажу філії компанії «Roshen» у Чернівецькій області скористаємось аналітичним додатком Deductor Studio, який дозволяє пройти всі етапи побудови прикладного розв'язку.

Перед тим, як використовувати нейронну мережу для прогнозу, її необхідно навчити. Завдання навчання можна прирівняти до завдання апроксимації функції, тобто відновлення функції за окремо взятими її точками. Певною складністю представляється формування навчальної вибірки, яка повинна відповідати вимогам повноти і несуперечливості вхідних даних [8]. Нехай навчальна вибірка складає 95 % всіх

спостережень часового ряду, решта 5 % - тестова вибірка.

Для підвищення прогностичної спроможності нейронної мережі доцільно здійснювати додаткові перетворення, які в Deductor Studio іменуються парціальною передобробкою. У нашому випадку ми використали алгоритм робастної фільтрації для редагування аномальних значень та провели спектральну обробку за допомогою вейвлет-перетворення з глибиною розкладення 2 і порядком вейвлету 4 [3].

Крім того, при розв'язанні деяких задач з використанням нейронних мереж, в тому числі при прогнозуванні часових рядів, рекомендують подавати на вхід моделі значення декількох суміжних відліків з вихідного набору даних. Такий метод відбору даних називається ковзним вікном. Провівши попередньо автокореляційний аналіз, ми виявили наявність річної сезонності (рис.4), як і передбачали в процесі реалізації декомпозиції часового ряду, про що свідчить значення коефіцієнта кореляції, яке зменшується з часом, після чого спостерігається пік на позначці в 12 місяців. Отже, ковзне вікно матиме глибину занурення 12. У зв'язку з цим було прийняте рішення будувати прогноз на місяць вперед, беручи за основу дані за 1, 2, 11 і 12 місяців назад, що і є вхідними даними для нейронної мережі.

Структура нейронної мережі містить 3 нейрони у вхідному шарі, 1 у прихованому і 1 у вихідному шарі, активаційною функцією нейронів прихованого шару є сигмоїд. Як алгоритм навчання нейронної мережі застосовано алгоритм зворотного розповсюдження помилки (Back-Propagation), яку передбачає два проходи у всіх шарах

мережі: прямий і зворотний, тобто навчання проводиться в системі «онлайн». Результат навчання показано на рис. 5, де зображено вихідні (обсяг продажу) і змодельовані

нейронною мережею дані (обсяг продажу_OUT). Діаграма розсіювання (рис. 6) більш наочно демонструє якість навчання нейронної мережі.

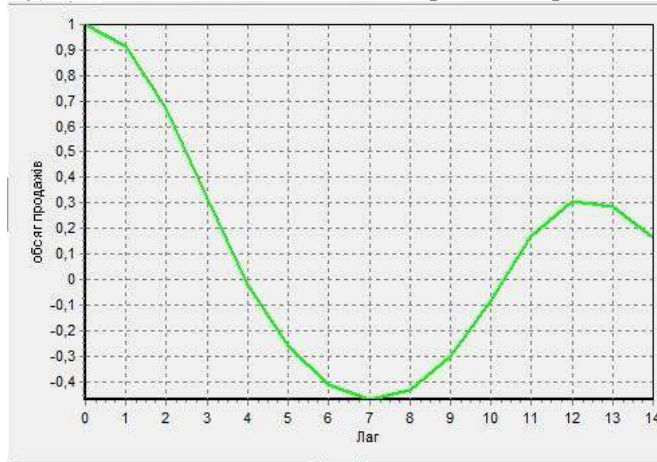


Рис. 4. Автокореляція вихідних даних

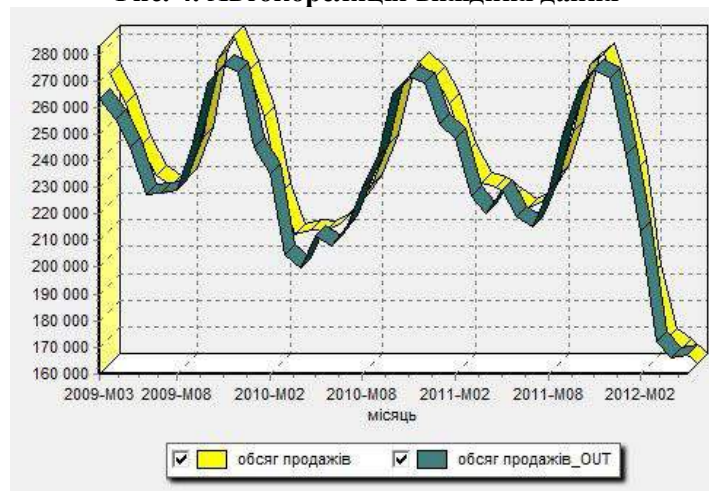


Рис. 5. Результати роботи нейронної мережі

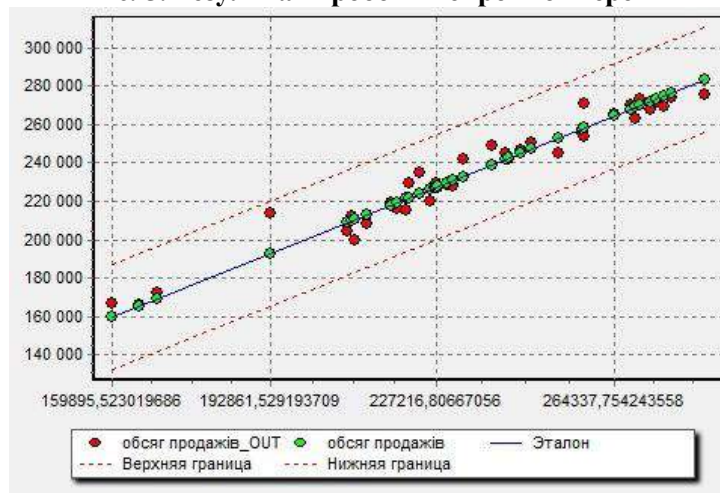


Рис. 6. Діаграма розсіювання

Прогнозний обсяг продажу на червень 2012 року, отриманий у результаті роботи

нейронної мережі, складає 170573,69 кг (рис. 7), а помилка прогнозу – 2,72 %.

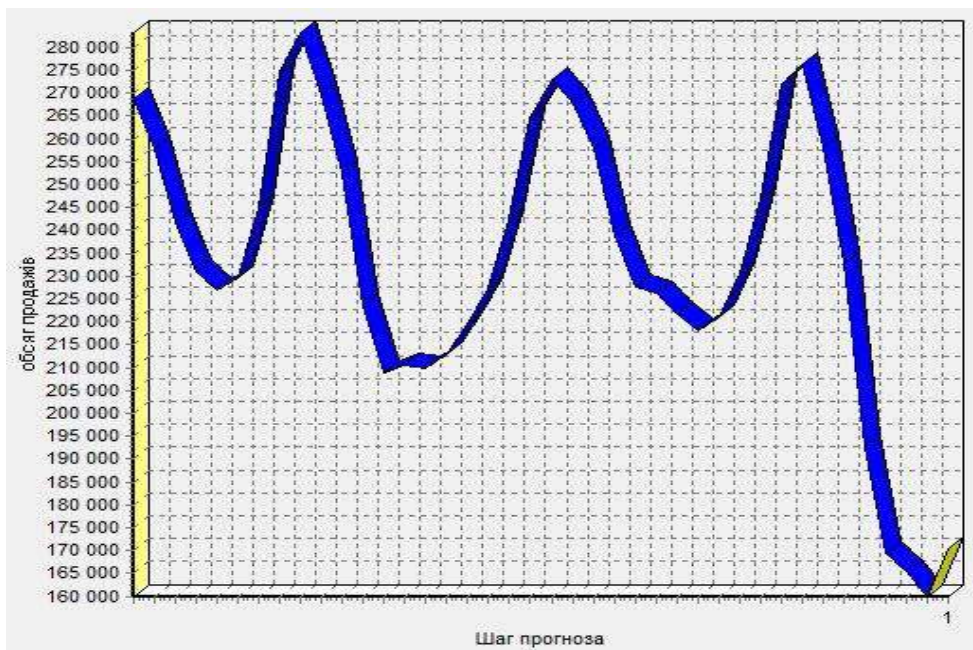


Рис. 7. Прогноз обсягу продажу, отриманий за допомогою нейронної мережі

Отже, можна сформулювати основні особливості методів декомпозиції часового ряду і прогнозування за допомогою нейронних мереж, які наведені в таблиці 1.

Таблиця 1.

Порівняльна таблиця методів прогнозування

<i>Характеристика</i>	<i>Метод сезонної декомпозиції часового ряду</i>	<i>Метод прогнозування за допомогою нейронних мереж</i>
Основне припущення	основні фактори і тенденції минулих періодів розповсюджуються і на період прогнозу	основні фактори і тенденції минулих періодів розповсюджуються і на період прогнозу
Дані, що беруться за основу	часовий ряд	часовий ряд
Можливість роботи з даними, залежними між собою	-	+
Необхідність нормально розподілених залишків	+	-
Необхідність задання математичної моделі процесу	+	-
Можливість роботи з «зашумленими» даними	-	+
Здатність до виявлення складних нелінійних закономірностей між вхідними і вихідними даними	-	+
Здатність до узагальнення	-	+
Можливість навчання	-	+
Можливість визначення значущості вхідних параметрів	-	+
Гнучкість моделі	-	+
Наочність роботи моделі	+	-
Можливість одночасно розв'язувати декілька задач	-	+

Аналіз даної таблиці дає змогу виділити основні переваги нейронних мереж над традиційними підходами у прогнозуванні, якими є:

- здатність розв'язувати задачі, в яких невідомі закономірності між вхідними і вихідними даними;
- стійкість до шумів у вхідних даних;

- адаптація до змін навколишнього оточення.

Недоліком нейронних мереж є те, що вони виконують обчислення в режимі «чорної скрині», тобто розробникам невідома і недоступна логіка прийняття рішень. Проте, не зважаючи на це, нейронні мережі є потужним методом моделювання, який дозволяє відтворювати надзвичайно складні залежності. У цій роботі була показана можливість і ефективність застосування нейронних мереж для прогнозування часових рядів, а саме для прогнозування обсягів продажу торговельної фірми.

Висновки та перспективи подальших досліджень. У даній роботі було розроблено прогноз обсягів продажу торговельної фірми за допомогою методу нейронних мереж, що, на відміну від традиційних методів прогнозування, забезпечує високу точність прогнозу, можливість донавчання при отриманні нових даних, а також здатність формалізувати складні нелінійні залежності між досліджуваними величинами.

Як напрями подальших досліджень планується вдосконалення нейронної мережі за рахунок збільшення кількості входів, а також розробка прогнозу обсягів продажу для окремих груп товарів.

Список літератури:

1. Abraham B. Statistical methods for forecasting. / Abraham B., Ledolter J. – New York: Wiley, 2003. – 421 p.
2. Головка В.А./Нейронные сети для диагностики транзиторных ишемических атак/ Головка В.А., Войцехович Г.Ю., Апанель Е.Н., Мاستыкин А.С.// Вестник БрГТУ, 2011. - № 5(71), С. 22-29.
3. Дремін І.М. Вейвлети и их использование./ Дремін І.М., Иванов О.В., Нечитайло В.А. // Успехи физических наук, 2001. – Том 171, №5. – С. 465-501.
4. Ежов А.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе./ Ежов А.А., Шумский С.А. – М.: МИФИ, 2002. – 306 с.
5. Камінський А. Б. /Нейромережеві технології в управлінні портфелем простроченої заборгованості/ Камінський А. Б., В. О. Сікач // Моделювання та інформаційні системи в економіці, 2011. - вип.84.
6. Крючин О.В. / Параллельные алгоритмы обучения искусственных нейронных сетей и их применение для прогнозирования численности популяции креветки в индийском океане // Крючин О.В., Козадаев А.С., Арзамасцев А.А. // Вестник ТГУ, 2010. - т.15, вып.5.
7. Крючин О.В. Прогнозирование временных рядов с использованием нейронных сетей типа Вольтерри и сравнение показателей с многослойным перцептроном/ Крючин О.В., Кондраков О.В. // Электронный научный журнал «ИССЛЕДОВАНО В РОССИИ» - [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2010/082.pdf>.
8. Крючин О.В. Прогнозирование временных рядов с помощью искусственных нейронных сетей и регрессионных моделей на примере прогнозирования котировок валютных пар. / Крючин О.В., Козадаев А.С., Дудаков В.П. // Электронный научный журнал «ИССЛЕДОВАНО В РОССИИ» - [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2010/030.pdf>.
9. Скрипай В.В. Методы прогнозирования динамики финансовых рынков. / Скрипай В.В., Андрюхин А.И. // Мониторинг и экономическая кибернетика – 2012 / Материалы III международной научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Информационные управляющие системы и компьютерный мониторинг – 2012» – Донецк, ДонНТУ – 2012.
10. Теория статистики./ под ред. Р.А. Шмойловой. – М.: Финансы и статистика. 2004. - 655 с.
11. Тихонов Э. Е. Методы прогнозирования в условиях рынка: уч. пособие / Тихонов Э. Е. – Невинномысск, 2006. – 221 с.
12. Цопа Н.В./ Построение нейросетевой прогнозирующей модели спроса на продукцию промышленного предприятия//Экономика и управление, 2010.- № 1, - с.14-19.

Аннотація

Валентина Лукьянова, Наталія Мацюк

**СРАВНЕНИЕ МЕТОДА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И МЕТОДА
ДЕКОМПОЗИЦИИ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ОБЪЕМОВ
ПРОДАЖ ТОРГОВОГО ПРЕДПРИЯТИЯ**

Проведен сравнительный анализ метода нейронных сетей и метода декомпозиции временного ряда с выделением сезонной составляющей в прогнозировании объемов продаж филиала корпорации «Roshen» в Черновицкой области. Разработан прогноз и оценена эффективность каждого из методов. Обоснованы преимущества и особенности использования метода нейронных сетей в прогнозировании объемов продаж торгового предприятия.

Ключевые слова: прогнозирование, торговое предприятие, временной ряд, нейронные сети, сезонная декомпозиция.

Summary

Valentina Lukyanova, Nataliia Matsiuk

**COMPARISON OF NEURAL NETWORKS AND TIME-SERIES
DECOMPOSITION METHOD FOR SALES FORECASTING TRADING COMPANY**

A comparative analysis of neural networks method and time series decomposition method for sales forecasting of affiliate corporation «Roshen» in Chernivtsi region has been implemented. The forecast has been developed and the effectiveness of both methods has been evaluated. The advantages and features of neural networks method in sales forecasting of commercial enterprise has been reasoned.

Key words: forecasting, trading company, time series, neural networks, seasonal decomposition.