

СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ЩОДО ОПТИМАЛЬНОЇ ЗАКУПІВЛІ СИРОВИНИ

Тамілін А.Ю., Саваневич В.Є.

e-mail: artem.tamilin@nure.ua

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. СТ
м. Харків, Україна

Decision Support Systems (DSS) play a crucial role in optimizing raw material procurement by providing businesses with essential information and analytical tools for informed decision-making. In today's business environment, characterized by market price instability, demand fluctuations, and logistical challenges, effective raw material management is critical for reducing costs and increasing profitability. DSS utilize data analysis, demand forecasting, and supply chain optimization to enhance procurement processes. By combining time-series models like ARIMA with neural networks, DSS can predict future demand more accurately and optimize purchasing strategies.

Системи підтримки прийняття рішень (СППР) відіграють ключову роль в оптимізації закупівель сировини, забезпечуючи підприємства необхідною інформацією та аналітичними інструментами для ухвалення обґрунтованих рішень. У сучасних умовах бізнесу, що характеризуються нестабільністю ринкових цін, коливанням попиту та логістичними викликами, ефективне управління закупівлями сировини стає критично важливим для зниження витрат і підвищення прибутковості. СППР дозволяють обробляти великі обсяги даних, прогнозувати потребу в сировині та оптимізувати закупівельні процеси [1].

Методи підтримки прийняття рішень у системах підтримки прийняття рішень (СППР) для закупівель охоплюють широкий спектр підходів, що поєднують інформаційний пошук, інтелектуальний аналіз даних, імітаційне моделювання, штучні нейронні мережі та генетичні алгоритми. Інформаційний пошук є фундаментальним інструментом, що забезпечує систематизацію та структурування даних про ринок, постачальників і цінові тенденції. Завдяки автоматизованим методам збору даних підприємства отримують доступ до актуальної інформації, що дозволяє вчасно реагувати на зміни у вартості товарів, рівень конкуренції серед постачальників та регіональні особливості динаміки цін. Аналіз цих даних забезпечує ухвалення обґрунтованих рішень щодо вибору контрагентів і часу здійснення закупівель.

Інтелектуальний аналіз даних є ключовим етапом обробки зібраної інформації, оскільки він дає змогу виявляти приховані закономірності, що можуть впливати на процес закупівель. Використання статистичних методів і алгоритмів машинного навчання дозволяє здійснювати прогнозування попиту на сировину, виявляти сезонні коливання та

визначати оптимальні точки для закупівель, що мінімізують витрати й знижують ризики дефіциту товару. Завдяки виявленню кореляцій між зовнішніми факторами, такими як економічні показники, погодні умови чи глобальні тенденції, можна значно підвищити ефективність управління запасами.

Імітаційне моделювання є потужним інструментом, який забезпечує оцінку можливих сценаріїв розвитку ситуації на ринку та їхнього впливу на процеси закупівель. Створення цифрових моделей закупівельних процесів дозволяє аналізувати альтернативні стратегії постачання, враховуючи такі чинники, як змінні витрати, логістичні обмеження та потенційні ризики збоїв у постачанні.

Штучні нейронні мережі відіграють важливу роль у прогнозуванні складних закономірностей, що впливають на динаміку попиту та зміну цін. Їхнє використання дозволяє аналізувати великі масиви історичних даних та встановлювати нелінійні залежності, які неможливо виявити за допомогою традиційних методів статистичного аналізу. Особливо це актуально для ринків, що характеризуються високою волатильністю цін, зокрема для сировинних товарів. Нейромеревеві моделі здатні адаптуватися до змінних ринкових умов, що забезпечує їхню ефективність у прогнозуванні оптимальних періодів закупівлі та вибору найвигідніших постачальників.

Генетичні алгоритми є одним із найефективніших підходів до оптимізації стратегій закупівель, оскільки вони дозволяють знаходити найкращі комбінації параметрів, що відповідають вимогам бізнес-процесів. Вони моделюють процес природного відбору, створюючи множину можливих рішень і поступово вдосконалюючи їх через ітераційні зміни.

Один із ключових методів прогнозування закупівель базується на моделі часових рядів, такої як ARIMA, яка описується рівнянням:

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p}, \quad (1)$$

де Y_t – значення попиту на сировину в момент часу t , ϕ_i – коефіцієнт кореляції. Ця модель дозволяє прогнозувати майбутній попит на основі історичних даних.

Для оптимізації закупівельного процесу можна використовувати функцію мінімізації витрат [2]:

$$\min \sum_{i=1}^n C_i Q_i, \quad (2)$$

де C_i – вартість одиниці сировини від постачальника i , Q_i – закуплений обсяг.

Нейронні мережі використовують активаційні функції, наприклад сигмоїду:

$$a = \sigma \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b \right), \quad (3)$$

де w_i – вхідні коефіцієнти, що налаштовуються під час навчання, x_i – вхідні параметри (обсяги попиту, ціни постачальників та витрати на зберігання).

Функція активації сигмоїди дає результат у діапазоні від 0 до 1, що дозволяє мережі адаптуватися до різних рівнів впливу вхідних даних. Ця функція корисна, коли потрібно класифікувати вихід у бінарний або ймовірнісний формат, наприклад, коли необхідно передбачити, чи буде попит на сировину в певний період високим або низьким [3].

Впровадження СППР у закупівлі сировини покращує якість рішень завдяки точному прогнозуванню попиту, зниженню витрат та автоматизації аналізу даних, забезпечуючи гнучкість стратегій закупівель. Основні виклики включають інтеграцію з ERP-системами, навчання персоналу та управління змінами. Найефективнішим методом оптимізації є штучні нейронні мережі з прогнозуванням часових рядів, що мінімізують витрати на зберігання та запобігають дефіциту чи надлишкам.

Список використаних джерел:

1. Grebennik I., Reshetnik V., Ovezgeldyyev A., Ivanov V., Urniaieva I. (2019) Strategy of Effective Decision-Making in Planning and Elimination of Consequences of Emergency Situations In: Murayama Y., Velev D., Zlateva P. (eds) Information Technology in Disaster Risk Reduction. ITDRR 2018. IFIP Advances in Information and Communication Technology. Springer, Cham Scopus
2. Grebennik I., Semenets V., Hubarenko Y. (2020) Information Technologies for Assessing the Impact of Climate Change and Natural Disasters in Socio-Economic Systems. In: Murayama Y., Velev D., Zlateva P. (eds) Information Technology in Disaster Risk Reduction. ITDRR 2019. IFIP Advances in Information and Communication Technology, vol 575. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-48939-7_3
3. I.Grebennik. Solution Strategy for One-to-One Pickup and Delivery Problem Using the Cyclic Transfer Approach / I. Grebennik, O. Chorna, R. Dupas, I. Litvinchev, T. Romanova // EAI Endorsed Transactions on Energy Web, Special issue on Energy Conservation, Information Technologies and Large Scale Optimization, Issue 27, 2020, e5 Scopus <https://eudl.eu/doi/10.4108/eai.13-7-2018.164110>