

## **ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ СПОТОВИХ І Ф'ЮЧЕРСНИХ БІРЖОВИХ РИНКІВ**

*Київський національний університет будівництва і архітектури*

*В даній статті детально розглянуто особливості роботи автоматизованих систем допомоги прийняття рішень при роботі на спотових та ф'ючерсних біржових ринках. У контексті нових енергетичних цілей ЄС, однією з яких, є міжрегіональне співробітництво ринків електропостачання. Румунський енергетичний ринок сьогодні є одним з основних інструментів просування та реалізації внутрішнього енергетичного ринку в ЄС, як частина механізму взаємозв'язку на регіональному рівні, що представляє особливий інтерес. Зміну вартості ціни електричної енергії важко прогнозувати оскільки вона залежить від багатьох факторів, які в свою чергу, по своїй природі мають нелінійний вплив. За останні роки було розроблено багато автоматизованих систем на основі машинного навчання та систем штучного інтелекту, але незважаючи на існуючі методики прогнозування, розроблені аналітичні системи та програмні продукти, тільки незначна кількість із них здатна надати адекватний результат рішення проблеми. Суттєві переваги на сьогоднішній день серед існуючих методик мають нейронні мережі, тому в даному дослідженні запропоновано універсальну архітектуру для задач підтримки прийняття та прогнозування рішень автоматизованою системою для спотового і ф'ючерсного біржових ринків.*

*Ключові слова: інтелектуальні системи, автоматизовані системи, штучний інтелект, спот, біржа, ф'ючерс, машинне навчання, нейронна мережа*

**Вступ.** Системи штучного інтелекту (ШІ) застосовуються для вирішення завдань апаратного або програмного моделювання тих видів людської діяльності, які вважаються інтелектуальними. Не залишається в стороні і фінансова сфера: з'являються все нові інструменти, як онлайн-сервіси або роботи-консультанти [1,2], які допомагають приймати інвестиційні рішення і управляти активами, крім того, поширення набувають квантові фонди, в яких рішення про інвестиції приймаються автоматично на основі математичних моделей та предкативних методів аналізу для прогнозування[3-7].

За останні роки було розроблено багато автоматизованих систем на основі машинного навчання (МН) та систем ШІ, таких як: платформа Kavout, яка працює з великими базами даних, на основі яких система робить висновки про перспективи інвестування в акції тисяч компаній; платформа Echo Investing, що дає доступ до системи ШІ для прийняття інвестиційних рішень досить широкому колу інвесторів; сервіс EquBot, який спрямований на виявлення недооцінених активів, оптимізацію частки тих чи інших активів в інвестиційному портфелі та визначення кращих варіантів для інвестицій в різні акції; компанія Qrlum, пропонує своїм клієнтам скористатися послугами роботизованого інвестиційного консультанта, в якому також застосовуються технології машинного навчання; банк JPMorgan Chase створив підрозділ з впровадження технологій штучного інтелекту, який працює над створенням робота-трейдера, що буде автоматизовано займатися торгівлею акцій; і т.д. Ще одним з яскравих прикладів, можна виділити стартап Kensho, який був створений в 2013 році, засновники якого присвятили свою діяльність розробкам машинного навчання і штучного інтелекту в фінансово-інвестиційній сфері. В основі розробленої Kensho системи лежить МН, при якому ШІ на основі величезних масивів даних, різного роду, вчиться знаходити кореляцію між політичними і економічними подіями в світі і курсом акцій.

Отже, виглядає, що сучасні експертні системи вже навчилися ідентифікувати за певними ознаками тенденції в абсолютно різних сферах діяльності людини, тим самим певною мірою сприяти у вирішенні прикладних завдань. Незважаючи на значний прогрес при ідентифікації біржових тенденцій сучасні експертні системи, в більшості випадків, використовують шаблонні методи розробки пропозицій щодо прийняття рішень. Більшість з них розробляються на стандартних архітектурах, які сконцентровані обробляти великий обсяг інформації і приймати відповідні рішення. Для прийняття такого роду рішень в даних системах, недостатньо визначення самих тенденцій ґрунтуючись на обробці великих масивів даних, необхідно так само постійно пов'язувати оброблену інформацію між собою, приймати рішення щодо оброблених даних і прогнозувати події, як окремі параметри об'єкта прогнозування.

Основна проблема сучасних автоматизованих систем є те, що вони обробляють різні статичні дані, не враховуючи особливості застосування даної інформації до динамічних середовищ. Поки платформи і розроблені автоматизовані системи на основі ШІ є лише допоміжним інструментом, остаточне рішення про покупку, продаж або планування приймає людина, проте вже роботизовані системи впроваджуються в процес прийняття та прогнозування рішень [3]. З тим, що машина поки не може робити прогнозування на основі широкого спектра додаткових чинників – від політичних змін і геополітичної ситуації до технологічних інновацій та стихійних лих, – згодні багато експертів. Поки що ухвалення

інвестиційних рішень за допомогою подібних систем несе в собі значні ризики, в тому числі із-за того, що такий варіант інвестування поки не пройшов достатньої перевірки часом.

Тому, підбір архітектури автоматизованих систем, вхідних і вихідних потоків даних для задач підтримки прийняття та прогнозування рішень спотового і ф'ючерсного біржових ринків – є перспективним та актуальним напрямком.

**Методологія дослідження. Об'єкт досліджень.** У контексті нових енергетичних цілей ЄС, однією з яких, є міжрегіональне співробітництво ринків електропостачання. Румунський енергетичний ринок сьогодні є одним з основних інструментів просування та реалізації внутрішнього енергетичного ринку в ЄС, як частина механізму взаємозв'язку на регіональному рівні, що представляє особливий інтерес.

"The Day-Ahead market (DAM)" – це складова оптового ринку електроенергії, за якими здійснюються щогодинні угоди по доставці електроенергії на наступний день після торгів. Ринок "DAM" є важливою складовою оптового ринку енергії, особливо в зв'язку з транснаціональною діяльністю на ньому. Починаючи з 19 листопада 2014 року, ринок "DAM" в Румунії працює в спільному режимі з ринками в Чехії, Словаччині та Угорщині через механізм зв'язку цін, відомий як 4M MC [9]. Приклад даних взятий за період одного дня з 10 вересня 2019 року представлений у табл. 1.:

**Таблиця 1**

Погодинні данні цін та передачі електроенергії між 4ма ринками Румунії, Чехії, Словаччини та Угорщини

Час	Ціна Рум.*	Ціна Угор.*	Ціна Слов.*	Ціна Чехія*	Транскордонний потік (МВтг)					
					Рум._Уг.	Уг._Рум.	Уг_Сл.	Сл_Уг.	Сл_Чех.	Чех._Сл.
1.	45.0	45.0	32.0	32.0	0.0	409.8	0.0	1,038.0	0.0	710.4
2.	43.0	43.0	30.2	30.2	0.0	275.9	0.0	1,038.0	0.0	818.0
3.	40.4	40.4	28.8	28.8	0.0	421.6	0.0	1,038.0	0.0	900.9
.....										
21.	64.4	64.4	50.1	50.1	0.0	392.4	0.0	1,038.0	0.0	1,223.2
22.	54.9	54.9	43.1	43.1	0.0	157.3	0.0	1,038.0	0.0	980.5
23.	46.6	46.6	39.7	39.7	33.4	0.0	0.0	1,038.0	0.0	777.2
24.	38.2	38.2	32.9	32.9	73.7	0.0	0.0	1,038.0	0.0	574.1

\* Ціни зазначені в євро/МВт за годну

На Рис. 1 представлено погодинна зміна ціни на електроенергію Румунії в порівнянні з цінам ринків електроенергії в Чехії, Словаччині та Угорщині за 10 вересня 2019 року:

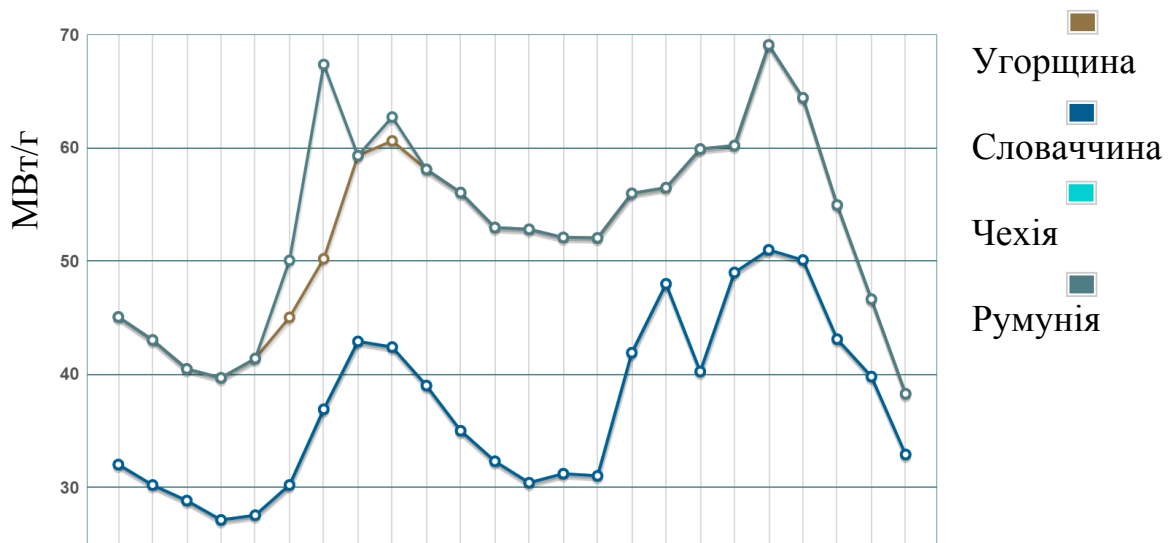


Рис. 1. Погодинна ціна електроенергії в Румунії, Чехії, Словаччині та Угорщині за один день

Проаналізувавши данні ціни розділяються на пікові години з 09:00-20:00 та непікові з 01:00-08:00 та 21:00-24:00. В часи пік ціна набагато вища за непіковий час. Також представлені дані порівняння цін між двома днями у процентному співвідношенні:

**Таблиця 2**

**Порівняння середньої різниці цін між двома днями**

Ціна	Румунія		Угорщина		Словаччина		Чехія	
	Ціна **	*Різниця	Ціна **	*Різниця	Ціна **	*Різниця	Ціна **	*Різниця
Базова ціна	53.31	-0.04	52.30	-0.46	37.21	-23.42	37.21	-23.42
Ціна в часи пік	57.39	0.10	57.21	-0.21	39.29	-30.41	39.29	-30.41
Ціна в непікові години	49.23	-0.22	47.38	-0.80	35.13	-13.73	35.13	-13.73

\* Різниця цін між двома днями у %. Ціни формуються погодинно на: базова з (1:00-24:00); години пік з (9:00-20:00); непікові годин з (1:00-8:00) і (21:00-24:00). Відповідно в години пік ціна найвища. \*\* ціна зазначена в євро/МВт за годну.

Правила «DAM» встановлюють централізовану ринкову структуру для продажу і покупки електроенергії учасниками оптового ринку електроенергії, необхідну для:

- сприяння формуванню оптового ринку електроенергії на національному та регіональному рівні в умовах конкуренції, прозорості та недискримінації;
- встановлення референтних цін для інших угод на оптовому ринку;
- оптимізація використання можливостей взаємозв'язку з сусідніми країнами, шляхом застосування механізму розподілу за замовчуванням.

Зміну вартості ціни електричної енергії дуже важко передбачити оскільки вона залежить від політичних, економічних, природних та багатьох інших факторів, які в свою чергу по своїй природі мають нелінійний вплив.

Незважаючи на існуючі методики прогнозування, аналітичний інструментарій і різноманітні програмні продукти, мало які з них здатні надати досліднику адекватне рішення проблеми.

Суттєві переваги сьогоднішній день серед існуючих методик мають нейронні мережі. Штучні нейронні мережі – це математичні моделі, а також їх програмні або апаратні реалізації, побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму [8,10].

Нейронна мережа являє собою сукупність великого числа простих елементів – нейронів (рис.2.), топологія з'єднань яких залежить від типу мережі. Щоб створити нейронну мережу для вирішення якої-небудь конкретного завдання, необхідно вибрати, яким чином слід з'єднувати нейрони один з одним, і відповідним чином підібрати значення вагових параметрів на цих зв'язках. Чи може впливати один елемент на інший, залежить від встановлених з'єднань. Вага з'єднання визначає силу впливу.

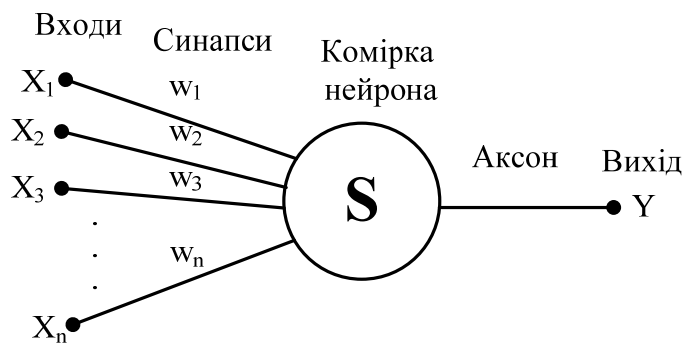


Рис. 2. Штучний нейрон

Моделювання функцій синапсів відбувається шляхом масштабування вхідних сигналів  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  за допомогою вагових коефіцієнтів  $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$  та подаються на вхід суматора, який виконує їх обробку за формулою:

$$S = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i; \quad Y = F(S) \quad (1)$$

де,  $x_n$  – множна вхідних сигналів,  $w_n$  – вага сигналу,  $s$  – аргумент порогової активаційної функції.

Таке моделювання базується лише на даних не потребуючи певного алгоритмічного апарату. Тому якість даних їх розмір та структура мають таке ж значення як і архітектура самої мережі. Вага  $w_i$  відповідає «силі» одного біологічного синаптичного зв'язку (множина ваг – вектор  $W$ ). Суматор складає зважені входи алгебраїчно, створюючи вихід  $Y = F(S)$ . Активаційна функція, що вперше була запропонована в [10,11], має вигляд:

$$Y = \begin{cases} 1 \text{ якщо } S \leq 0, \\ 0 \text{ якщо } S \geq 0. \end{cases} \quad (2)$$

Здатність нейронної мережі до прогнозування напряму впливає з її здатності до узагальнення і виділення схованих залежностей між вхідними та вихідними даними. Оскільки як вхідні так і прогнозовані дані в даному випадку мають чітко виражені числові значення, оптимальним рішенням буде використання багат шарової нейронної мережі з зворотнім поширенням помилки [11].

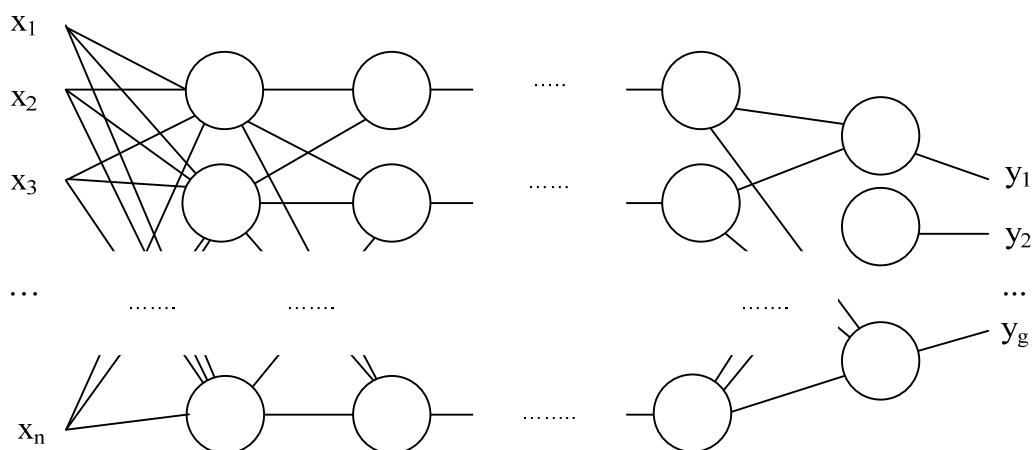


Рис. 3. Архітектура багат шарового перцептронну

**Метод зворотного поширення помилки** – це метод навчання багат шарового перцептронну. Це ітеративний градієнтний алгоритм, який використовується з метою мінімізації помилки роботи багат шарового перцептронну та отримання бажаного виходу. Основна ідея цього методу полягає в поширенні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, в напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи. Вхідними сигналами такої нейронної мережі будуть основні чинники які впливають на формування ціни на електричну енергію: ціни на первинні енергетичні ресурси, сезонність споживання, погодні умови, курси валют та внутрішньодобовий попит.

**Функція оцінки роботи мережі.** Навчання нейронних мережі – це задача оптимізації. Оцінювання – це процес надання мережі кількісного показника наскільки добре вона справляється з поставленим завданням.

Для цього будується функція оцінки. Для простоти, а відповідно і швидкості обчислень використаємо метод найменших квадратів [12]:

$$H = \frac{1}{2} \sum_{\tau \in \mathcal{D}_{out}} (Z(\tau) - Z^*(\tau))^2 \quad (3)$$

де  $Z^*(\tau)$  – необхідне значення вихідного сигналу.

Алгоритм зворотного поширення помилки застосовуємо для багатощарового перцептрону. У мережі є множина входів  $x_1, \dots, x_n$ , множина виходів  $y_1, \dots, y_g$  і внутрішні слої з відповідними вузлами. Вважатимемо, що всі вузли пронумеровані числами від 1 до N наскрізною нумерацією незалежно від топології шарів. Оскільки нам відома навчальна вибірка то функція помилки, отримана за методом найменших квадратів, виглядає так:

$$E(\{\omega_{i,j}\}) = \frac{1}{2} \sum_{k \in g} (t_k - o_k)^2 \quad (4)$$

де  $\omega_{i,j}$  - вага зв'язку, що з'єднує і-й та j-й вузли;  $o_i$  – вихід і-го вузла;  $t_k$  - правильні відповіді мережі.

Щоб модифікувати ваги потрібно реалізовувати стохастичний градієнтний спуск, тобто підправляти ваги після кожного навчального прикладу і, таким чином, «рухатися» в багатовимірному просторі ваг. Щоб «добратися» до мінімуму помилки, потрібно «рухатися» в сторону, протилежну градієнту, тобто, на підставі кожної групи правильних відповідей, додавати до кожної ваги  $\omega_{i,j}$  :

$$\Delta\omega_{i,j} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{i,j}} \quad (5)$$

де  $0 < \eta < 1$  – множник, що задає швидкість «руху».

Похідна розраховується наступним чином:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{i,j}} = \frac{\partial E}{\partial S_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial \omega_{i,j}} = x_i \frac{\partial E}{\partial S_j} \quad (6)$$

Аналогічно,  $S_j$  впливає на загальну помилку тільки в рамках виходу j-го вузла  $o_j$ :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial S_j} &= \frac{\partial E}{\partial o_j} \cdot \frac{\partial o_j}{\partial S_j} = \left( \frac{\partial}{\partial o_j} \frac{1}{2} \sum_{k \in g} (t_k - o_k)^2 \right) \cdot \left( \frac{\partial \sigma(S_j)}{\partial S_j} \right) \\ &= \left( \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial o_j} (t_j - o_j)^2 \right) (o_j(1 - o_j)) \\ &= -o_j(1 - o_j)(t_j - o_j) \end{aligned} \quad (7)$$

де  $\sigma()$  – це функція активації, у даному випадку (стосовно обчислення похідної) являє собою Експоненційну сигмоїду (функцію Фермі).

Даний підхід є достатньо універсальним, а точність результатів значною мірою залежить від точності та правильності вибору вхідних параметрів. На практиці досить точні результати показують мережі переважно простої структури, що складаються з двох рівнів нейронів – прихованого рівня (hidden units) і нейронів-виходів (output units), кожен вхід мережі з'єднаний з усіма прихованими нейронами, а результат роботи кожного прихованого нейрона подається на вхід кожному з нейронів-виходів. У такому випадку досить подавати на вхід кількість нейронів прихованого рівня.

**Висновки та перспективи подальших досліджень.** У даній статті розглянуто особливості роботи автоматизованих систем допомоги прийняття рішень при роботі на спотових та ф'ючерних біржових ринках. Зміну вартості ціни електричної енергії важко спрогнозувати оскільки вона залежить від багатьох факторів, які в свою чергу, по своїй природі мають нелінійний вплив. За останні роки було розроблено багато автоматизованих систем на основі машинного навчання та систем штучного інтелекту для прийняття та прогнозування рішень. Сучасні експертні системи вже навчилися ідентифікувати за певними ознаками тенденції в абсолютно різних сферах діяльності людини, тим самим певною мірою сприяти у вирішенні прикладних завдань. Все більше систем на основі ШІ впроваджуються в системи управління та прийняття рішень, та в майбутньому прийняття рішення на основі нейронних систем стане нормою. Але незважаючи на існуючі розроблені аналітичні системи та автоматизовані системи управління та прогнозування рішеннями, тільки незначна кількість здатна надати адекватний результат рішення. Швидкі зміни в політичних та економічних сферах, а також непередбачувані катаклізми, що впливають на світові ринки, ще не здатні бути адекватно проаналізовані сучасними системами. Тому, актуальним завданням сьогодення є підбір архітектури автоматизованих систем для задач підтримки прийняття та прогнозування рішень в різних сферах людської діяльності.

В даному дослідженні запропоновано універсальну архітектуру нейронної мережі для задачі підтримки прийняття та прогнозування ціни електроенергії спотового і ф'ючерного біржових ринків, що є важливим кроком до підвищення ефективності прийняття рішень оператором автоматизованих систем. Великий масив даних (за останні 6 років), який зростає з кожним днем дає можливість навчання автоматизованим системам та підвищує ефективність алгоритму прогнозування.

## Література

1. M.Tertilt, P.Scholz, "To Advise, or Not to Advise – How Robo-Advisors Evaluate the Risk Preferences of Private Investors" 2017. <https://doi.org/10.3905/jwm.2018.21.2.070>.



2. T.Baker, B.Dellaert, “Regulating Robo Advisors: Old Policy Goals, New Challenges”, 2017. Available at: <https://repository.upenn.edu/pennwhartonppi/47/>.
3. Xiao, J.; Li, Y.; Xie, L.; Liu, D.; Huang, J. A hybrid model based on selective ensemble for energy consumption forecasting in China. *Energy* 2018, 159, 534–546.
4. Wang, Q.; Li, S.; Li, R. China’s dependency on foreign oil will exceed 80% by 2030: Developing a novel NMGM-ARIMA to forecast China’s foreign oil dependence from two dimensions. *Energy* 2018, 163, 151–167.
5. Ding, Y. A novel decompose-ensemble methodology with AIC-ANN approach for crude oil forecasting. *Energy* 2018, 154, 328–336.
6. Krollner, B.; Vanstone, B.; Finnie, G. Financial time series forecasting with machine learning techniques: A survey. In *Proceedings of the 8th European Symposium on Artificial Neural Networks*, Bruges, Belgium, 28–30 April 2010.
7. Gupta, R.; Wohar, M. Forecasting oil and stock returns with a Qual VAR using over 150 years off data. *Energy Econ.* 2017, 62, 181–186.
8. Fein, Melanie L., *Robo-Advisors: A Closer Look* (June 30, 2015). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2658701>.
9. C.Ioana, B. Adela, U. Adina, *Regional Cooperation on the Energy Markets – A Study of Romania’s Day-Ahead Market*. “Ovidius” University Annals, Economic Sciences Series Volume XVII, Issue 2 /2017.
10. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943.–№ 5.–P.115-133.
11. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943.–№ 5.–P.115-133.
12. Donchenko, V.S. Vectors and matrixes least square method: foundation and application examples / V.S.Donchenko, I.M. Nazaraga, O. V. Tarasova // *International Journal “Information Theories & Applications”*. 2013. vol. 20, 4. pp. 311–322.

## **ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ СПОТОВИХ І Ф’ЮЧЕРСНИХ БІРЖОВИХ РИНКІВ**

In this article are considered in detail the features of automated decision-making systems when operating in spot and futures stock markets. In the context of the EU's new energy goals, one of which is the interregional cooperation of electricity markets. The Romanian energy market is one of the main tools for promoting and implementing the internal energy market in the EU today, as a part of the interconnection mechanism at the regional level, which is of particular interest. The change in the cost of electricity is complicated to predict because it depends on many factors, which in turn, by their nature, have a

nonlinear influence. Many automated systems based on machine learning and artificial intelligence have been developed in recent years, but only a small number of existing forecasting techniques, analytical systems and developed software products is able to provide a sufficient solution. Today, neural networks have significant advantages over existing techniques, so this study proposes a universal architecture for the tasks of supporting decision making and forecasting by an automated system for spot and futures exchange markets.