

УДК 68.13

**Р. Н. Кветний, д. т. н., проф.; В. Ю. Коцюбинський, к. т. н., доц.; Л. М. Кислиця;
Н. В. Казимірова; Г. О. Кириленко**

АДАПТИВНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ НЕЧІТКОГО ЛОГІЧНОГО ВИСНОВКУ

У статті розроблено адаптивну систему підтримки прийняття рішень на основі правил нечіткої логіки, яка враховує результати прогнозування поведінки об'єктів і може бути ефективно використана в умовах невизначеності.

***Ключові слова:** система підтримки прийняття рішень, нечітка логіка, адаптивна система, прогнозування випадкових процесів.*

Актуальність

Прийняття рішень є одним із важливих етапів для будь-якої цілеспрямованої людської діяльності. У технічних галузях вони обов'язково наявні перед розробкою технології створення нових пристроїв, вибором керуючих впливів складними агрегатами або системами тощо. Саме тому на сьогодні існує необхідність у створенні системи підтримки прийняття рішень, яка полягала б у послідовному застосуванні методів якісного та кількісного характеру для аналізу розвитку досліджуваного явища.

Існує безліч підходів для розробки систем підтримки прийняття рішень, які використовують різні підходи: кореляційний та регресійний аналіз, сценарні методи, теорія ігор, нечітка логіка тощо. Але практично всі попередні експертні системи моделювали процес прийняття експертом рішення як власне дедуктивний процес з використанням висновку, що ґрунтувався на класифікаційних правилах. Це означало, що в систему закладали сукупність правил на зразок "якщо... то ...", згідно з якими на підставі вхідних даних генерувалося те або інше рішення проблеми, що цікавила.

Останнім часом бурхливо розвивається "некласичний" підхід у теорії управління і прийняття рішень. Він пов'язаний із застосуванням алгоритмів на основі нечіткої логіки, нейронних мереж і генетичних алгоритмів, сценарних методів тощо. Крім того, широко використовують ситуаційне управління на основі ієрархічних моделей з нечіткими параметрами, а також моделі й алгоритми прийняття рішень для захисту інформації на основі методів штучного інтелекту [1].

Використання результатів моделювання та прогнозування ходу випадкових процесів, які описують поведінку об'єктів, – важливий етап у процесі прийняття рішень для підвищення їхньої ефективності та зниження ймовірності появи неправильних рішень. Саме тому актуальним є не тільки дослідження, якою мірою результати прогнозування впливають на оцінку альтернативних рішень, але й розробка адаптивної системи підтримки прийняття рішень на основі результатів прогнозування випадкових процесів.

Як відомо, прийняття рішень у проблемноорієнтованих інформаційних системах і системах керування здійснюється в умовах апріорної невизначеності, зумовленої неточністю або неповнотою вхідних даних, стохастичною природою зовнішніх впливів, відсутністю адекватної математичної моделі, нечіткістю сформульованої мети, людським чинником тощо [1, 2]. Невизначеність системи зумовлює зростання ризиків появи неефективних рішень, внаслідок чого можуть виникати негативні економічні, технічні та соціальні наслідки.

Невизначеності в системах прийняття рішень можуть бути компенсовані застосуванням різноманітних методів штучного інтелекту. Для ефективного прийняття рішень за невизначеності умов функціонування системи застосовують методи на основі правил Наукові праці ВНТУ, 2011, № 3

нечіткої логіки.

Такі методи ґрунтуються на нечітких множинах і використовують лінгвістичні величини й висловлювання для опису стратегій прийняття рішень [3]. Одним із таких методів, який автори пропонують використати для розробки системи підтримки прийняття рішень, є метод нечіткого логічного висновку. Це зручний механізм розв'язання завдань прийняття рішень, який забезпечує прозорість алгоритму прийняття рішень, легкість його коригування, дозволяє враховувати кількісні значення та якісні характеристики систем, які моделюють.

Постановка завдання

Метою роботи є розробка адаптивного підходу на основі правил нечіткої логіки для створення експертних систем підтримки прийняття рішень, які можуть враховувати результати прогнозування поведінки об'єктів і бути ефективно використаними в умовах невизначеності.

Розробка структурної схеми адаптивної системи керування підтримки прийняття рішень на основі нечіткого логічного висновку

Адаптація – це процес зміни параметрів, структури й дій системи на основі поточної інформації з метою досягнення оптимального стану системи за початкової невизначеності в умовах роботи, що змінюються.

Адаптивна система (система, що самонавчається) – це система, алгоритм функціонування якої будується та вдосконалюється в процесі самонавчання. Цей процес зводиться до «проб» і «помилوک». Система виконує пробні зміни алгоритму й водночас контролює результати цих змін. Якщо вони сприятливі з погляду цілей управління, то зміни тривають у тому ж напрямку до досягнення найкращих результатів або до початку погіршення процесу керування [4, 5].

Структурна схема адаптивної системи підтримки прийняття рішень на основі нечіткого логічного висновку представлена на рис. 1.

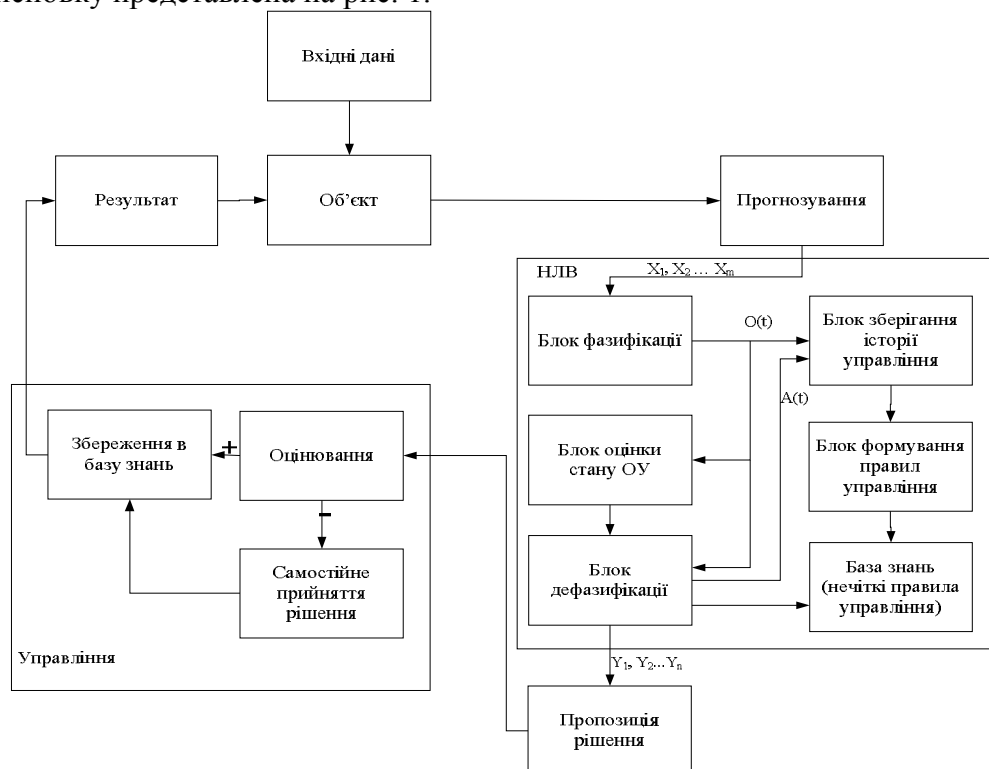


Рис. 1. Структурна схема адаптивної системи керування підтримки прийняття рішень на основі нечіткого логічного висновку

Ця система побудована з урахуванням результатів прогнозування майбутньої поведінки об'єкта управління (ОУ) та процедур отримання знань від експертів в галузі прийняття рішень.

На основі розробленої структурної схеми процес прийняття рішень за допомогою адаптивної системи складається з таких етапів:

Етап 1. Формування бази знань/поповнення новою інформацією, який здійснюється у два підетапи. Перший підетап відбувається під час заповнення бази експертними даними. Другий етап – це поповнення бази знань новими випадками, які розглядають під час роботи системи. Після прийняття рішення й оцінки результату його дії поточна ситуація перетворюється на попередній випадок і заноситься в базу даних. Негативний результат також є інформативним і заноситься в базу.

Етап 2. Прогнозування полягає в описі поведінки об'єкта дослідження за допомогою математичної моделі. Для цього необхідно визначити тип випадкового процесу, який відповідає об'єкту, за допомогою набору ідентифікаційних тестів і потім вибрати відповідну математичну модель та перевірити її на адекватність і силу прогнозування. Якщо результати задовільні, – ця модель буде використовуватися в якості інструмента для оцінки чинників, що враховуються користувачем під час прийняття рішення.

Етап 3. Формування нечіткого логічного висновку (НЛВ), який складається з декількох блоків. Розглянемо детальніше їхнє формування (див. рис. 1).

Блок фазифікації. У цьому блоці відбувається процес фазифікації – побудова нечітких множин для лінгвістичних термів вхідних параметрів – чинників оцінки стану об'єкта: x_1, x_2, \dots, x_m .

У блоці оцінки стану ОУ формується логічний висновок на основі фазифікованих значень $O(t)$, які потім передаються в блок дефазифікації. Дефазифікація здійснюється шляхом перетворення нечіткої множини в чітке число. Процедура дефазифікації є процедурою отримання рішення за допомогою нечіткої моделі. Результати дефазифікації $A(t)$ зберігаються в базі знань і в блоці зберігання історії управління. На основі даних історії управління $A(t)$ і $O(t)$ можуть бути сформовані нові правила управління.

Для цього етапу вихідна величина Y – це результат прийняття рішення за допомогою нечіткого логічного висновку, який передається в наступний блок-управління.

Етап 4. Управління виконується користувачем для того, щоб оцінити згенероване системою рішення та виконати дію. Якщо користувач погоджується з цим рішенням, то він підтверджує його. У разі незгоди йому необхідно самостійно виконати процедуру прийняття рішення. Дані про випадок і результати зберігаються в базі знань [6].

Отже, протягом роботи користувача із системою відбувається її адаптація до його особливостей за рахунок поповнення початкової бази знань інформацією, отриманою в результаті прийнятих або не прийнятих користувачем рішень.

Розроблення математичних моделей для прогнозування випадкових процесів

Особливістю адаптивних систем є самонавчання або здатність налаштовувати внутрішні параметри під динаміку прогнозованого випадкового процесу. Навчання може проводитися «без учителя» і «з учителем»: у першому випадку зміна параметрів моделі відбувається відповідно до внутрішнього алгоритму, закладеного в модель; а в другому випадку потрібна конкретна вказівка, яка зміна краща або гірша.

Для більшості ситуацій у якості «думки вчителя» використовується значення помилки прогнозу, що називається цільовою функцією. Тоді і мета навчання полягає в налаштуванні параметрів системи таким чином, щоб це значення було мінімальним.

Перш ніж безпосередньо перейти до етапу прийняття рішення, необхідно розглянути етап аналізу та прогнозування випадкових процесів, які описують поведінку об'єкта управління.

Аналіз випадкових процесів складається з таких кроків:

- ідентифікація виду випадкового процесу;
- моделювання процесу;
- прогнозування його поведінки.

Вид випадкового процесу вимагає побудови і використання відповідних математичних моделей для їхнього аналізу та прогнозування. У сучасній літературі виділяють два основні класи випадкових процесів – стаціонарні та нестаціонарні. Але за останні десятиліття почали спостерігати іншу природу часових рядів, які відрізняються від класичних. Це так звані процеси з довгою пам'яттю, які посідають проміжне місце у класифікації між стаціонарними (коротка пам'ять) та нестаціонарними (нескінченна пам'ять) і потребують розроблення нових моделей для їхнього математичного опису.

Враховуючи різноманітну природу випадкових процесів, перед їх аналізом необхідно визначити вид процесу.

Для перевірки стаціонарності і визначення порядку інтеграції досліджуваних рядів використовують декілька альтернативних тестів. Усі тести можна поділити на дві великі категорії залежно від того, яка гіпотеза розглядається як нульова.

Розширений тест Діккі – Фулера (ADF) і тест Філіпса – Перрона (PP), що є одними з найпопулярніших і найвідоміших інструментів аналізу поведінки часових рядів, перевіряють нульову гіпотезу про нестаціонарність процесу при альтернативній гіпотезі про те, що процес стаціонарний [2, 3]. Крім того, існує ще один потужний тест для перевірки стаціонарності ряду – тест KPSS, який розробили Квятковський, Філіпс, Шмідт, Шин. На відміну від тесту Діккі – Фулера, він перевіряє нульову гіпотезу про стаціонарність вихідного ряду. Для виявлення довгої пам'яті існує ще один тест, що належить до цієї групи, – тест ЛоМак (LoMac).

У результаті проведення тестів ADF, KPSS і LoMac можна провести ідентифікацію випадкового процесу й достовірно визначити його тип – стаціонарний, нестаціонарний, із «довгою пам'яттю» [3].

Наступним етапом є вибір математичної моделі відповідно до типу випадкового процесу. Для їхнього опису були вибрані математичні моделі:

- для стаціонарного випадкового процесу:

$$\begin{aligned} \varphi(L)y_t &= \Theta(L)\varepsilon_t \\ \varepsilon_t &\approx i.i.d.D(0,1), \end{aligned} \quad (1)$$

- для нестаціонарного випадкового процесу:

$$\begin{aligned} \varphi(L)y_t &= \Phi(L)(1-L)^d y_t = \Theta(L)\varepsilon_t \\ \varepsilon_t &\approx i.i.d.D(0,1), \end{aligned} \quad (2)$$

- для процесу з довгою пам'яттю:

$$\begin{aligned} \varphi(L)(1-L)^d y_t &= \Theta(L)\varepsilon_t \\ \varepsilon_t &\approx i.i.d.D(0,1), \end{aligned} \quad (3)$$

де

$$(1-L)^d = 1 - dL - \frac{\alpha(1-d)}{2!}L^2 - \frac{\alpha(1-d)(2-d)}{3!}L^3 - \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(k-d)}{\Gamma(-d)\Gamma(k+1)}L^k = 1 - \sum_{k=0}^{\infty} c_k(d)L^k$$

$$0 < d < 1, c_1(d) = d, c_2(d) = \frac{1}{2}d(1-d), \dots \text{ і } \Gamma(\cdot) \text{ означає гама-функцію } \Gamma(z) = \int_0^{\infty} t^{z-1} e^{-t} dt;$$

$\Phi(L) = 1 - \psi_1 L - \dots - \psi_p L_p$; $\Theta(L) = 1 + \theta_1 L + \dots + \theta_q L_q$ – лагові оператори процесів авторегресії та ковзного середнього відповідно; ε_t – «білий шум».

Крім того, можна виділити ще одну характеристику випадкового процесу, яка має

значний вплив на адекватність математичної моделі, – це явище гетероскедастичності. Якщо залишки часового ряду мають постійну дисперсію, то такі ряди називають гомоскедастичними, але якщо вони непостійні, то ряд є гетероскедастичним. Для її визначення пропонують проводити тест Льюнга – Бокса та Уайта.

Після визначення гетероскедастичного типу процесу потрібно вибрати математичну модель, яка описує його поведінку. У цій статті розглядаються етапи розроблення математичних моделі для різних типів гетероскедастичних процесів.

Стаціонарні процеси. Розглянемо випадковий процес y_t . Нехай після проведення ідентифікації виду процесу та підбору адекватної моделі, що описує часовий ряд, було зроблено висновок, що процес y_t є стаціонарним і описується моделлю ARMA (p, q) з визначеними параметрами p і q . Застосуємо GARCH-методи для корекції отриманої моделі [4].

Тоді цей процес може бути представлений як процес ARMA (m, p):

$$[1 - \alpha(L) - \beta(L)]\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + [1 - \beta(L)]v_t, \quad (4)$$

де $m = \max\{p, q\}$ і $v_t \equiv \varepsilon_t^2 - h_t$.

Формально модель ARMA-GARCH (p, q) може бути визначена так:

$$\begin{aligned} \Phi(L)y_t &= \Theta(L)\varepsilon_t \\ \varepsilon_t &= h_t z_t \\ z_t &\approx i.i.d.D(0,1) \\ h_t &= \alpha_0 + \alpha(L)\varepsilon_t + \beta(L)h_{t-1}, \end{aligned} \quad (5)$$

де $D(\cdot)$ – функція щільності розподілу.

Нестационарні процеси. Нехай після проведення ідентифікації виду процесу та підбору адекватної моделі, що описує часовий ряд, було зроблено висновок, що процес y_t є нестационарним і описується моделлю ARIMA (p, d, q) з визначеними параметрами p, d і q . Після застосування GARCH-методів для корекції отриманої моделі формально модель ARIMA-GARCH (p, d, q) може бути визначена так:

$$\begin{aligned} \Phi(L)\omega_t &= \Theta(L)\varepsilon_t \\ \omega_t &= \Delta^d y_t \\ \varepsilon_t &= h_t z_t \\ z_t &\approx i.i.d.D(0,1) \\ h_t &= \alpha_0 + \alpha(L)\varepsilon_t + \beta(L)h_{t-1}. \end{aligned} \quad (6)$$

Процеси з довгою пам'яттю. Оскільки в цій роботі передбачено використання дробово інтегрованих моделей AFRIMA для моделювання рядів з довгою пам'яттю, які характеризуються гіперболічною автокореляційною функцією, для таких випадків було розроблено спеціальні класи GARCH-моделей – це FIGARCH та HYGARCH [5, 6].

Частково інтегрований процес GARCH (або FIGARCH (p, d, q)) може бути отриманий шляхом заміни в моделі GARCH оператора перших різниць $(1-L)$ на оператор часткового диференціювання $(1-L)^d$, де d – параметр пам'яті і $0 < d < 1$:

$$\Phi(L)(1-L)^d \varepsilon_t^2 = \alpha_0 + [1 - \beta(L)]v_t. \quad (7)$$

Можливість використання значень d в інтервалі від нуля до одиниці надає моделі додаткову гнучкість, яка є необхідною під час моделюванні довготривалих залежностей, що характерні для умовної дисперсії багатьох часових рядів, наприклад, фінансових [6].

Формально модель ARFIMA-FIGARCH (p, d, q) може бути визначена так:

$$\begin{aligned}\Phi(L)(1-L)^d(y_t - \mu) &= \Theta(L)\varepsilon_t \\ \varepsilon_t &= h_t z_t \\ z_t &\approx i.i.d.D(0,1) \\ h_t(\alpha_0, \varphi, \beta, d) &= \alpha_0 + [1 - (1 - \beta(L))^{-1} \varphi(L)(1-L)^d] \varepsilon_{t-1}^2.\end{aligned}\quad (8)$$

Модель одночасно допускає наявність довгої пам'яті з використанням різних типів розподілу похибок та включенням деяких додаткових змінних [7].

На практиці, як правило, використовують моделі ARFIMA-FIGARCH (1, d , 0) або ARFIMA-FIGARCH (1, d , 1), а параметр d розраховують методом максимальної правдоподібності.

Було встановлено, що FIGARCH-процеси теж нестационарні, як і класичні GARCH. Це означає, що концепцію існування одиничного кореня, яка характерна для лінійних процесів, дуже важко застосувати для нелінійних. Крім того, важко вибрати параметр пам'яті d , щоб модель FIGARCH була адекватною й мала високу силу прогнозування. Щоб уникнути вказаних труднощів, клас FIGARCH-моделей був розширений. У цій статті запропоновано модель HYGARCH(p, d, q), яка, на відміну від наявних, описує гіперболічні процеси GARCH.

У HYGARCH-моделях оператор $(1-L)^d$ замінюють на $[(1-\alpha) + \alpha(1-L)^d]^d$. Тоді модель HYGARCH може бути визначена як:

$$h_t = \alpha_0(1 - \beta(L))^{-1} + [1 - (\varphi(L)(1 + \alpha[(1-L)^d - 1]))(1 - \beta(L))^{-1}] \varepsilon_t^2, \quad (9)$$

де параметри α і d передбачаються додатними ($\alpha > 0, d > 0$).

Формально модель ARFIMA–HYGARCH (p, d, q) може бути визначена так:

$$\begin{aligned}\Phi(L)(1-L)^d(y_t - \mu) &= \Theta(L)\varepsilon_t \\ \varepsilon_t &= \sigma_t z_t \\ z_t &\approx i.i.d.D(0,1) \\ h_t &= \alpha_0(1 - \beta(L))^{-1} + [1 - (\varphi(L)(1 + \alpha[(1-L)^d - 1]))(1 - \beta(L))^{-1}] \varepsilon_{t-1}^2.\end{aligned}\quad (10)$$

Отже, перш ніж перейти до етапу формування нечіткого логічного висновку та прийняття рішення на його основі, необхідно оцінити поведінку об'єкта, тобто ідентифікувати часовий ряд, який його описує, та підібрати відповідну математичну модель для його опису з представлених у цьому підрозділі.

Застосування алгоритму Мамдані для формування нечіткого логічного висновку

Оцінку рішення у цій адаптивній системі здійснюють за допомогою методів, що ґрунтуються на правилах нечіткої логіки, а саме – нечіткого логічного висновку.

Існує декілька алгоритмів нечіткого висновку: Мамдані, Цукамото, Сугено та Ларсен. Серед них найбільшої популярності набув алгоритм Мамдані. Прозорість нечітких моделей Мамдані є однією з головних переваг, завдяки якій нечіткі технології успішно конкурують з іншими методами. Вони найкраще підходять для тих прикладних задач, де можливість змістовної інтерпретації важливіша за точність моделювання.

Проілюструємо застосування цього методу на прикладі розробки правил для прийняття рішень на фінансових ринках.

Нехай база нечітких правил прийняття рішень містить визначені експертами залежності прибутку від деяких вхідних змінних X_1 та X_2 , де X_1 – це положення ціни фінансового активу щодо ковзного середнього (КС), а X_2 – зміна процентної ставки. Введемо лінгвістичні змінні: $X_1 = (H, MH, L, ML)$; $X_2 = (\text{зниження ставки, незмінна ставка, підвищення ставки})$; Результат = (великий прибуток, низький прибуток, низькі збитки, великі збитки).

Наведемо декілька із можливих правил:

R_1 : якщо $X_1 \in L$ і $X_2 \in$ незмінна ставка, то результат – низькі збитки;

R_2 : якщо $X_1 \in H$ і $X_2 \in$ зниження ставки, то результат – низькі збитки;

R_3 : якщо $X_1 \in L$ і $X_2 \in$ зниження ставки, то результат – великий прибуток.

Припустимо, що лінгвістичні терми входів описують такими нечіткими множинами:

$H = \{-2/0; -1,5/0; 0/0,2; 1,5/0,6; 2/0,3\}$;

$L = \{-2/0,1; -1,5/0,5; 0/0,2; 1,5/0; 2/0\}$;

незмінна ставка = $\{-0,25/0,2; -0,2/0,5; 0/1; 0,2/0,4; 0,25/0,15\}$;

зниження ставки = $\{-0,25/0,5; -0,2/0,2; 0/0; 0,2/0; 0,25/0\}$.

Терми виходу описують такими множинами:

низькі збитки = $\{-150/0,5; -100/1; 0/0,1; 100/0; 150/0\}$;

великий прибуток = $\{-150/0; -100/0; 0/0; 100/0,1; 150/0,6\}$.

Необхідно визначити результат при ML та підвищенні ставки.

Звернемо увагу на те, що вхідні дані не визначають термів ML та підвищення ставки.

Вихідну реакцію на ці нечіткі значення необхідно отримати в процесі логічного виведення на основі бази правил.

Нехай на вхід системи надходять нечіткі множини:

$ML = \{-2/0,7; -1,5/0,25; 0/0; 1,5/0; 2/0\}$;

та зміни ставки:

збільшення ставки = $\{-0,25/0; -0,2/0; 0/0; 0,2/0,2; 0,25/0,5\}$.

Операції визначення мінімуму та максимуму позначимо у вигляді \wedge та \vee відповідно.

Для обчислення виходу виконаємо етапи нечіткого логічного виведення:

1. Обчислення рівнів істинності правил.

$a_1 = \min[\max(0,7^{\wedge}0,1; 0,25^{\wedge}0,5; 0^{\wedge}0,2; 0^{\wedge}0; 0^{\wedge}0), \max(0^{\wedge}0,2; 0^{\wedge}0,5; 0^{\wedge}1; 0,2^{\wedge}0,4; 0,5^{\wedge}0,15)] =$
 $\min[\max(0,1; 0,25; 0; 0; 0), \max(0; 0; 0; 0,2; 0,15)] = \min[0,25; 0,2] = 0,2$

$a_2 = \min[\max(0,7^{\wedge}0; 0,25^{\wedge}0; 0^{\wedge}0,2; 0^{\wedge}0,6; 0^{\wedge}0,3), \max(0^{\wedge}0,5; 0^{\wedge}0,2; 0^{\wedge}0; 0,2^{\wedge}0; 0,5^{\wedge}0)] =$
 $\min[\max(0; 0; 0; 0; 0), \max(0; 0; 0; 0,2; 0,15)] = \min[0; 0] = 0$

$a_3 = \min[\max(0,7^{\wedge}0,1; 0,25^{\wedge}0,5; 0^{\wedge}0,2; 0^{\wedge}0; 0^{\wedge}0), \max(0^{\wedge}0,5; 0^{\wedge}0,2; 0^{\wedge}0; 0,2^{\wedge}0; 0,5^{\wedge}0)] =$
 $\min[\max(0,1; 0,25; 0; 0; 0), \max(0; 0; 0; 0; 0)] = \min[0,25; 0] = 0$.

2. Обчислення виходів правил.

$B_1 = \{-150/\min(0,2; 0,5); -100/\min(0,2; 1); 0/\min(0,2; 0,1); 100/\min(0,2; 0); 150/\min(0,2; 0)\}$
 $= \{-150/0,2; -100/0,2; 0/0,1; 100/0; 150/0\}$;

$B_2 = \{-150/\min(0; 0,5); -100/\min(0; 1); 0/\min(0; 0,1); 100/\min(0; 0); 150/\min(0; 0)\} = \{-150/0;$
 $-100/0; 0/0; 100/0; 150/0\}$;

$B_3 = \{-150/\min(0; 0,5); -100/\min(0; 1); 0/\min(0; 0,1); 100/\min(0; 0); 150/\min(0; 0)\} = \{-150/0;$
 $-100/0; 0/0; 100/0; 150/0\}$;

3. Агрегування виходів.

$B = B_1 \vee B_2 \vee B_3 = \{-150/\max(0,2; 0; 0), -100/\max(0,2; 0; 0), 0/\max(0,1; 0; 0), 100/\max(0; 0; 0),$
 $150/\max(0; 0; 0)\} = \{-150/0,2; -100/0,2; 0/0,1; 100/0; 150/0\}$.

4. Дефазифікація виходу.

$$y = \frac{-150 \cdot 0,2 - 100 \cdot 0,2 + 0 \cdot 0,1 + 100 \cdot 0 + 150 \cdot 0}{0,2 + 0,2 + 0,1 + 0 + 0} = -100.$$

Отже, для заданих нечітких множин при ML та підвищенні ставки результатом будуть низькі збитки.

Ураховуючи все вищезгадане, визначимо етапи прийняття рішень в умовах невизначеності з використанням алгоритму Мамдані:

1) вибір чинників X_k , на основі яких будуть приймати рішення. Для кожного чинника задають множину його значень (терм-множина), задають функції належності для кожного лінгвістичного терма з базової терм-множини. А також визначають рівень істинності для кожного правила a_m ;

- 2) обчислення виходів кожного з правил B_m з використанням операції мінімуму;
- 3) об'єднання всіх нечітких множин, отриманих на виході правил, із використанням операції максимуму в єдину нечітку множину B ;
- 4) перехід від нечіткої множини до конкретного значення u (у разі потреби).

Отже, використання блоку нечіткого логічного висновку для прийняття рішення має такі переваги: можливість оперувати нечіткими вхідними даними, нечітку формалізацію критеріїв оцінки й порівняння, введення залежностей на мові, близькій до природної.

Адаптивна система підтримки прийняття рішень «TradeKeeper»

На основі вищеописаного підходу щодо прийняття рішень в умовах невизначеності було розроблену експертну адаптивну систему «TradeKeeper», яка дозволяє користувачеві аналізувати фінансову поведінку активів і в результаті полегшує прийняття рішення та підвищує його ефективність.

«TradeKeeper» складається з таких компонентів: загального інтерфейсу та інтерфейсу користувача. Система дозволяє зареєструватись і працювати під окремим логіном. Кожний користувач використовує власну базу знань і механізм нечіткого логічного висновку для створення стратегії прийняття рішень [14]. Процес формування початкової вибірки здійснюється на основі рішень, отриманих від експертів на фінансовому ринку, які розв'язували реальні завдання. У процесі використання системи з кожним прийнятим рішенням вибірка змінюється, формуючи власну базу знань користувача, яка враховує його особливості роботи та психо-емоційні особливості.

Для прийняття рішення використовуються такі чинники:

- X_1 – положення ціни щодо ковзного середнього (лінгвістичний тип чинника);
- X_2 – зміни процентної ставки (кількісний тип чинника);
- X_3 – дотримання цінової моделі, зміни процентної ставки (лінгвістичний тип чинника);
- X_4 – суб'єктивний стан трейдера (дискретний тип чинника).

Можливі такі результати прийняття рішення:

- Class 1 – низький прибуток (менше 1%);
- Class 2 – великий прибуток (більше 1%);

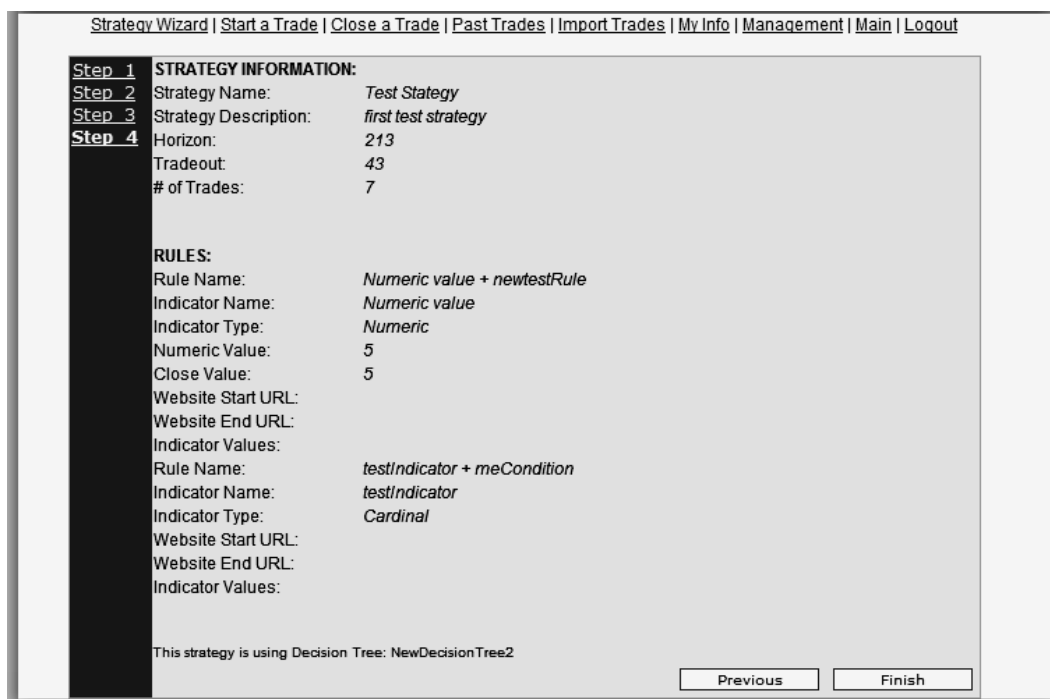


Рис. 2 Приклад стратегії, побудованої за допомогою майстра стратегій

Class 3 – низькі збитки (менше 1%);

Class 4 – великі збитки (більше 1%).

Система дозволяє за допомогою он-лайн-ресурса Yahoo. Finance отримати котирування необхідних фінансових інструментів, з якими заплановано роботу. Виконуючи деякі операції, користувач може створити власну стратегію. Отримана стратегія допомагає приймати рішення для подальшої успішної торгівлі. На рис. 2 наведено приклад стратегії, побудованої за допомогою майстра стратегій.

Крім того, система дозволяє не лише створювати власні стратегії управління й аналізу фінансових операцій, користувач також може створювати власні індикатори, встановлювати та змінювати їхні параметри, умови, додавати нові правила класифікації та нечіткі правила управління в базі знань, котра їх використовує.

Висновки

Розроблено адаптивну систему підтримки прийняття рішень на основі нечіткого логічного висновку, яка враховує результати прогнозування поведінки випадкових процесів (стаціонарних, нестаціонарних, з довгою пам'яттю), що описують об'єкт управління. Така система може бути ефективно застосована для прийняття рішень, наприклад, на ринках цінних паперів під час роботи з фінансовими активами або в інших галузях людської діяльності.

Побудовано структурну схему такої адаптивної системи, детально описано етапи її роботи з користувачем та наведено приклад застосування алгоритму Мамдані для формування нечітких логічних висновків. Адаптивна система підтримки прийняття рішень дозволяє накопичувати знання про рішення, прийняті користувачем, у базі даних і використовувати її надалі при нечіткому логічному висновку.

Розроблену модель адаптивної системи реалізовано у вигляді системи підтримки прийняття рішень «TradeKeeper» для роботи з фінансовими активами. У цій системі використано нечіткий механізм автоматичної класифікації рішень, що приймаються користувачем залежно від очікуваного значення прибутку як сигналу відкриття тієї чи іншої позиції. Ця функціональність є перевагою системи «TradeKeeper», оскільки підвищує ефективність прийняття рішень користувачем і дозволяє отримати максимальний прибуток від здійснюваних фінансових операцій.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Бочарников В. П. Fuzzy-технология: Математические основы. Практика моделирования в экономике / В. П. Бочарников. – Санкт-Петербург: «Наука» РАН, 2001. – 328 с.
2. Субботін С. О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту ті підтримки прийняття рішень: Навчальний посібник/ С. О. Субботін. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. – 341 с.
3. Блюмин С. Л. Модели и методы принятия решений в условиях неопределенности / С. Л. Блюмин, И. А. Шуйкова. – Липецк: ЛЭГИ, 2001. – 138 с.
4. Попов Е. П. Теория систем автоматического регулирования / Е. П. Попов., В. А. Бесекерский. – М.: Наука, 2003. – 759 с.
5. Ропштейн А. П. Нечеткая надежность алгоритмических процессов / А. П. Ропштейн, С. Д. Штовба. – Винница: Континент – ПРИМ, 1997. – 142 с.
6. Kvetniy R. N. Using of adaptive approach to make decision in difficult systems / R. N. Kvetniy, V. Y. Kotsubinskiy, L. N. Kisliitsa, N. V. Kazimirova // Матеріали Міжнародної науково-технічної конференції «ІРТК-2009», 2009. – С. 15 – 17.
7. Ферстер Э. Методы корреляционного и регрессионного анализа / Э. Ферстер, Б. Ренц. – М.: Финансы и статистика, 1983. – 302 с.
8. Бокс Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. Вып. 1 / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М.: Мир, 1974. – 408 с.
9. Кендалл М. Многомерный статистический анализ и временные ряды / М. Кендалл, А. Стьюарт. – М.: Наука, 1976. – 265 с.
10. Bollerslev T. Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity / T. Bollerslev,

R. T. Baillie, H. O. Mikkelsen // Journal of econometrics. – 1996. – № 74, – P. 3 – 30.

11. Baillie R. T. Analyzing inflation by the fractionally integrated ARFIMA-GARCH model / R. T. Baillie, C.-F. Chung, M.A. Tieslau // Journal of Applied Econometrics. – 1996. – № 15.– P. 12 – 60.

12. Штовба С. Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику [Електронний ресурс] // Режим доступу: <http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/book1/index.php>.

13. Кравець П. Системи прийняття рішень з нечіткою логікою / П. Кравець, Р. Киркало // “Вісник національного університету “Львівська політехніка”. – 2009. – № 650. – С. 115 – 123.

14. Р. Н. Кветний Адаптивна експертна система підтримки прийняття рішення в Internet-трейдингу / Р. Н. Кветний, В. Ю. Коцюбинський, Л. М. Кислиця, Н. В. Казимірова // Міжнародний науково-технічний журнал «Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія». – Вінниця.: ВНТУ, 2009. – Вип.№ 2(15). – С. 81 – 85

Кветний Роман Наумович – д. т. н., проф., завідувач кафедри автоматки та інформаційно-вимірювальної техніки. (0432) 598243.

Коцюбинський Володимир Юрійович – к. т. н, доцент кафедри автоматки та інформаційно-вимірювальної техніки. (0432) 598243.

Кислиця Людмила Миколаївна – магістр, здобувач кафедри автоматки та інформаційно-вимірювальної техніки, lus83@mail.ru.

Казимірова Ніна Володимирівна – магістр, аспірант кафедри автоматки та інформаційно-вимірювальної техніки. (0432) 598243, nkazimirova@spilnasprava.vn.ua.

Кириленко Ганна Олександрівна – студентка кафедри автоматки та інформаційно-вимірювальної техніки. (0432) 598243, anyakurull@rambler.ru.

Вінницький національний технічний університет.