

ПРОСТІР ЗІ ЗМІННИМ БАЗИСОМ ПРИНАЛЕЖНОСТЕЙ ОЗНАКАМ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

В роботі розробляється та досліджується структура простору приналежностей ознакам фінансово-економічних процесів, базис якого змінюється з часом, для прогнозування їх показників.

A structure of financial-economic processes' features' memberships space with changing during the time basis for their indicators forecasting is developed and investigated in the paper.

Ключові слова: аналіз фінансово-економічних процесів, нечітка логіка, прогнозування.

Вступ

На даний момент, громадяни України мають можливість вільно торгувати на іноземних та міжнародних фінансових ринках (наприклад, FOREX), що зумовлює потребу в прогнозуванні значень цін їх інструментів. Окрім того, практично всі сфери господарства України для планування своєї діяльності потребують прогнозів фінансово-економічних показників. Це призводить до необхідності розробки ефективних методів прогнозування станів фінансово-економічних процесів. Розглядаючи процес прогнозування, як оцінку майбутніх станів процесів на основі їх передісторії, у науковій літературі, значна увага приділена застосуванню лінійних регресійних моделей та нейронних мереж для його проведення. Важливі наукові результати застосування лінійних регресійних моделей до прогнозування фінансово-економічних процесів можна знайти в джерелах [1; 7; 12]. Основною ціллю цих досліджень є побудова ефективних лінійних моделей прогнозування нестационарних процесів, які стикаються з трьома проблемами застосування методу найменших квадратів для відновлення коефіцієнтів моделей, що сформульовані в роботі [2] у вигляді вимог до моделей процесів: некоррельованість входів, некоррельованість входів із шумами процесів та шуми повинні бути гаусівськими з нульовим математичним сподіванням. Зазвичай, у реальних моделях фінансово-економічних процесів повністю всі вимоги виконуються не часто. Ці проблеми вирішуються: використанням методів попередньої обробки даних, введенням додаткових складових критеріїв якості, методами підбору структури моделей процесів, аналізом складу їх шумів.

На жаль, більшість процесів є суттєво нелінійними. Окрім того, лінійні моделі описують процес «в середньому», часто ігноруючи коливання з великими амплітудами. Попередня обробка даних – це додатковий елемент системи прогнозування, який збільшує її складність. З цих причин, в роботах [3-11] можна знайти дослідження, направлені на застосування нейронних мереж для прогнозування фінансово-економічних показників, яким не притаманні вищевказані обмеження.

До недоліків обох підходів до моделювання фінансово-економічних процесів можна віднести: необхідність перебудови моделей при появі нових факторів, які впливають на процеси; відсутність можливості динамічного видалення з моделей складових, які перестали бути актуальними; хоча нечіткі нейронні мережі і розглядають стан процесу, як перехідних між декількома еталонними, але виконують просте прогнозування динаміки його приналежностей цим станам, не розглядаючи закономірності у їх значеннях.

Для подолання цих недоліків в роботі пропонується підхід до прогнозування фінансово-економічних процесів, який полягає у їх розгляді в просторі приналежності станам, базис якого постійно змінюється, так званім, генератором простору, який неперервно аналізує дані про процеси, які розглядаються.

Простір зі змінним базисом приналежностей ознакам

У порівнянні з технічними процесами, фінансово-економічні характеризуються значно більшою нестационарністю динаміки. В той час, коли в більшості технічних систем таку нестационарність можна віднести до шумових впливів оточуючого середовища та описати випад-

ковою компонентою моделі процесу з деяким законом розподілу, нестационарність фінансово-економічних систем зумовлюється безперервною появою нових факторів, які впливають на них. Ці фактори можуть бути описані як кількісно, так і якісно. З цієї причини доцільно про-

водити аналіз фінансово-економічних систем, не тільки в просторі станів, а й у просторі приналежностей зі змінним набором базису, схематичне зображення якого можна побачити на Рис. 1.

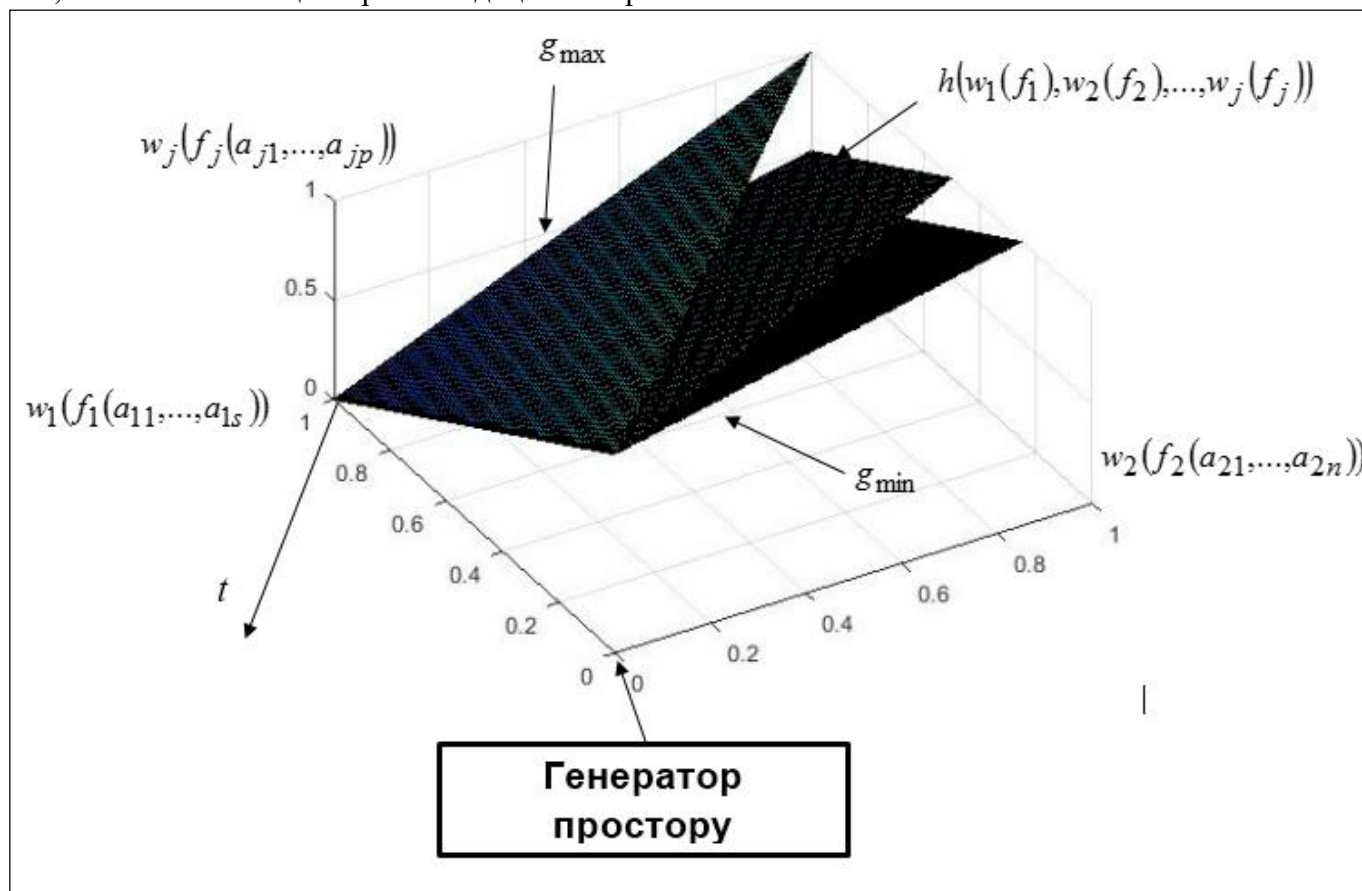


Рис. 1. Схема простору приналежностей зі змінним набором базису

На Рис. 1 використані наступні позначення: w_i – значення належності процесу стану, який описується показником $f_i(a_{i1}, \dots, a_{iu})$, що може мати як кількісну так і якісну природу. $h(w_1(f_1), w_2(f_2), \dots, w_j(f_j))$ – залежність між значеннями приналежностей показників, яка встановлена на підставі аналізу досліджуваних процесів.

g_{\min} та g_{\max} – верхня та нижні границі більш загальної залежності $g(t, w_1, \dots, w_j, f_1, \dots, f_j)$, яка обмежує коливання приналежностей w_i показників процесів, між якими встановлена залежність $h(w_1(f_1), w_2(f_2), \dots, w_j(f_j), t)$.

Набор (f_1, \dots, f_j) не є постійним та неперервно змінюється генератором простору на основі аналізу даних процесів та даних зі зовнішніх джерел.

Слід зазначити, що механізм розрахунку w_i теж повинен змінюватися з часом і визначатися залежністю (1):

$$w_{ti}(f_i) = d_i(t, w_{0i}(f_i), \dots, w_{(t-1)i}(f_i), g), \quad (1)$$

де t – поточний момент часу, $w_{0i}(f_i)$ – функція належності показнику процесу після його додавання до базису простору генератором, $w_{\tau i}(f_i)$ – механізм розрахунку значення приналежності показнику процесу f_i в момент часу τ .

Таким чином, до функцій генератору простору можна віднести наступні:

1. Знаходження показників f_i ;
2. Визначення w_{i0} ;
3. Визначення d_i .

Для виконання цих функцій, на даний момент, єдиним шляхом визначення цих елементів уявляється підтримка словників методів.

До елементів словнику визначення f_i можна віднести:

1. Методи класифікації та кластеризації;
2. Методи встановлення взаємозв'язків між показниками процесів: кореляційний (беручи до уваги, що показники можуть бути не обов'язково визначені чисельно) та дисперсійний аналізи.

До елементів словнику визначення w_{io} можна віднести:

1. Гаусівську, трикутну та трапецивидну функції приналежності;
2. S та Z-подібні;
3. Різні метрики відстаней, які можна застосовувати в алгебраїчному просторі.

До елементів словнику визначення d_i можна віднести:

1. Жорстко задана модель в момент додавання показника до базису.
2. На підставі оцінки часу знаходження показника в базисі (можна вважати частковим випадком першого елемента).
3. Схема адаптації генератором.

Задача прогнозування показників процесу, чи процесів, таким чином зводиться до відтворення поверхні $h(w_1(f_1), w_2(f_2), \dots, w_j(f_j), t)$ на основі наявних даних, отриманих в попередні проміжки часу та $g(t, w_1, \dots, w_j, f_1, \dots, f_j)$ - межі, в яких допускаються відхилення реальних значень приналежностей від h . Часте перетинання границь g може бути сигналом генератору про необхідність пошуку нового показника, що впливає на процеси або адаптації базису простору.

Для відновлення h можуть бути використані ті ж методи, які використовуються в просторі станів процесів.

При додаванні елементів до базису простору доцільно використовувати каскадні моделі – це відкидає необхідність повторного відновлення вже визначених залежностей разом з урахуванням нових. Окрім того, при видаленні елементів з базису усувається елемент лише одного з каскадів і немає необхідності перенастройки всієї їх системи.

Для виконання подальших досліджень необхідно отримати ствердні відповіді на наступні питання:

1. Прогнозування у просторі приналежностей не погіршує якість прогнозу у порівнянні із класичними методами прогнозування.

2. Динамічна зміна набору f_i в базисі має сенс.

3. Аналіз $g(t, w_1, \dots, w_j, f_1, \dots, f_j)$ дозволяє підвищити якість прогнозу.

Ці відповіді даються в наступних розділах роботи.

Прогнозування в просторі приналежностей

Використання розглянутого в попередньому розділі підходу до прогнозування доцільно, коли у ймовірністному сенсі даний підхід не буде гіршим за традиційне прогнозування у просторі станів з використанням подальшої згортки результатів застосування методів.

Визначення 1. Нехай є n моделей прогнозованого процесу: f_1, \dots, f_n , яким відповідно зіставлені ступені w_1, \dots, w_n приналежності поточного стану процесу класу станів, які описуються даними моделями. Тоді під традиційним підходом до прогнозування буде матися на увазі згортка даних моделей:

$$f = F(f_1, \dots, f_n, w_1, \dots, w_n).$$

Приклад 1. $f^1 = \sum_{i=1}^n w_i f_i, \sum_{i=1}^n w_i = 1.$

Приклад 2. $f^2 = f_{\arg \max_i w_i}.$

Твердження 1. Ймовірність точної оцінки при прогнозуванні в просторі приналежностей не менше цієї ймовірності за використання традиційного підходу до прогнозування.

Доведення:

◀ Для виконання доведення, необхідно ввести додаткові позначення.

Очевидно, що в прогнозований момент часу t , процес буде не гарантовано належати класам станів, які описуються моделями f_i зі значеннями приналежностей w_i , а з деякими ймовірностями $P(w_i)$.

Нехай w'_i – прогнозовані у просторі приналежностей значення приналежностей процесу класам станів, які описуються моделями f_i .

Процес прогнозування у просторі приналежностей – це $\max P(w'_i), \forall i = \overline{1, \dots, n}$. Таким чином,

$$P(w_i) \leq P(w'_i). \quad (2)$$

Слід відмітити, що, внаслідок можливості існування неврахованих факторів, які впливають на прогнозований процес (головне припущення підходу до прогнозування, який розгля-

дається в роботі), $\sum_{i=1}^n P(w'_i) \leq 1$. Таким чином, формула (2) може бути фізично реалізованою та є несуперечливою.

Використовуючи (2), можна побудувати наступний ланцюжок логічного виводу:

$$\begin{aligned} P\{f(t)\} &= P\{f(t) = F(f_1, \dots, f_n, w_1, \dots, w_n)\} = \\ &= \prod_{i=1}^n P(w_i) \leq \prod_{i=1}^n P(w'_i) = \\ &= P\{f'(t) = F(f_1, \dots, f_n, w'_1, \dots, w'_n)\} = P\{f'(t)\}. \end{aligned} \quad (3)$$

В просторі приналежностей існують оцінки не тільки для моделей поточного процесу, а і для потенційно зв'язаних.

Нехай для приналежностей w'_1, \dots, w'_n встановлені залежності зі значеннями приналежностей z_1, \dots, z_m – моделям інших аналізованих процесів q_1, \dots, q_m , тобто

$$w''_i = u_i(z_1, \dots, z_m, q_1, \dots, q_m), \quad \forall i = \overline{1, \dots, n}.$$

Очевидно, що $P(w''_i) = P(u_i) \cdot \prod_{j=1}^m P(z_j)$

Нехай $w'''_i = \arg \max \{P(w'_i), P(w''_i)\}$, тобто $P(w'''_i) \geq P(w'_i)$. (4)

Тоді має місце наступний ланцюжок міркувань:

$$\begin{aligned} P\{f'(t)\} &= P\{f'(t) = F(f_1, \dots, f_n, w'_1, \dots, w'_n)\} = \\ &= \prod_{i=1}^n P(w'_i) \leq \prod_{i=1}^n P(w'''_i) = \\ &= P\{f'''(t) = F(f_1, \dots, f_n, w'''_1, \dots, w'''_n)\} = P\{f'''(t)\}. \end{aligned} \quad (5)$$

Окрім того, залежності можуть існувати і між w'_i , а отже, і між w'''_i .

Нехай виділено дві підмножини індексів: I_1 та I_2 множини індексів оцінок станів w'''_i : $I = \{1, \dots, n\}; I_1 \cup I_2 = I; I_1 \cap I_2 = \emptyset$ таких, що $P(w'''_i) \geq p: i \in I_1$ та $P(w'''_i) < p: i \in I_2$. Де p - деякий поріг значущості оцінки.

Нехай існують залежності $w'''_i = k_i(w'''_1, \dots, w'''_{i-1}, w'''_{i+1}, \dots, w'''_n)$ з імовірностями $P\{k_i\}$.

Нехай $\bar{k}_i(w'''_1, \dots, w'''_j, \dots)_{j \in I_1} = k_i(\dots, w'''_j, \dots)_{j \in \{1, \dots, n\}/i}$ з імовірностями $P\{\bar{k}_i\}$.

Тоді для $i \in I_2$:

$$\bar{w}_i = \arg \max \{P(w'''_i), P\{\bar{k}_i\} \cdot \prod_{i \in I_1} P(w'''_i)\}, \quad \text{а}$$

отже:

$$P(w'''_i) \leq P(\bar{w}_i). \quad (6)$$

Нехай $\bar{w}_i = w'''_i$ для $i \in I_2$, тоді, враховуючи (6), справедливим є наступний ланцюжок логічного виводу:

$$\begin{aligned} P\{f'''(t)\} &= P\{f'''(t) = F(f_1, \dots, f_n, w'''_1, \dots, w'''_n)\} = \\ &= \prod_{i=1}^n P(w'''_i) \leq \prod_{i=1}^n P(\bar{w}_i) = \\ &= P\{\bar{f}(t) = F(f_1, \dots, f_n, \bar{w}_1, \dots, \bar{w}_n)\} = P\{\bar{f}(t)\}. \end{aligned} \quad (7)$$

Таким чином, $P\{f(t)\} \leq P\{\bar{f}(t)\}$, що і треба було довести. ►

У необхідності прогнозування в просторі приналежностей можна переконатися і експериментально. Для проведення експерименту, який підтверджує це було взято денні ціни закриття тайм-фреймів за період з 1.06.2016 по 22.06.2016 валютних пар EUR/USD та GBP/USD на FOREX.

Часові ряди валютних пар були приведені до масштабу $[0;1]$, після чого були отримані прирости цін між тайм-фреймами.

З отриманих двох часових рядів була створена вибірка даних наступної структури: кожна реалізація відповідала поточному часу і для неї було взято поточні значення приростів для обох часових рядів та по два попередні.

Для отриманої вибірки даних було застосовано процедуру кластеризації методом різницевого групування для отримання оптимальної кількості кластерів – було виділено п'ять.

Базис простору приналежностей складався з оцінки приналежностей поточної реалізації утвореної вибірки кожному з кластерів. Для отримання значень приналежностей, обчислювалася величина обернена до кореню квадратного з Евклідової відстані між поточною реалізацією вибірки та центрами кластерів. Отримані приналежності ділилися на їх суму для забезпечення єдиного масштабу та їх суми рівній одиниці (як буде видно далі, це дозволяє краще побачити окремі результати експерименту).

На Рис. 2 та Рис. 3 можна побачити зміну значень належності реалізацій вибірки двом обраним кластерам в залежності від номеру тайм-фрейму.



Рис. 2. Графік залежності значення приналежності реалізації вибірки кластеру в залежності від номеру тайм-фрейму



Рис. 3. Графік залежності значення приналежності реалізації вибірки кластеру в залежності від номеру тайм-фрейму

Перший кластер було обрано серед інших через чіткі закономірності, які можна побачити на Рис. 2, а другий (Рис. 3) – через те, що на ньому можна побачити динаміку подібну до інших кластерів.

З Рис. 2 видно існування «пар» зубців в динаміці значень приналежностей і цей факт недоцільно нехтувати при виконанні прогнозу. Окрім того, в динаміці показника видно певний тренд.

З Рис. 3 видно, що показник має тренд та амплітуди його коливань менші ніж у показника з Рис. 2.

Якщо ж для всіх п'яти кластерів побудувати лінійні тренди приналежностей ним, то можна побачити картину, представлену на Рис. 4.

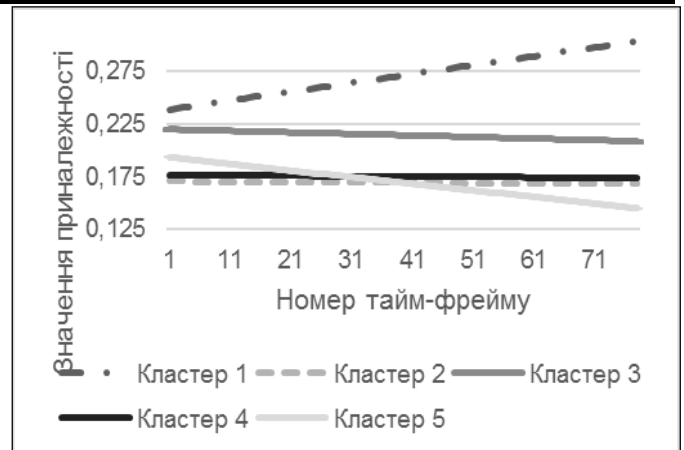


Рис. 4. Графіки лінійних трендів динаміки значень приналежностей реалізацій вибірки кластерам

Як видно на Рис. 4, в динаміці приналежностей прослідковуються значні тренди, які, по суті, нехтуються нечіткими системами та згортками методів.

Ще слід зауважити, що, оскільки нечіткі системи та згортки методів орієнтуються на значення належностей у поточний момент часу, вони слідує за коливаннями, які можна побачити на Рис. 2 та Рис. 3. На цих рисунках видно, що при великому викиді зазвичай йде повернення значення показника до його тренду з такою ж або більшою амплітудою. І, в той час, коли при прогнозуванні наступних значень, перевага буде надана одній з моделей, необхідно було б надати її іншим. Якщо моделі дають близькі результати – цей ефект буде непомітно, але, якщо протилежні, то, напевне, найбільш раціональною стратегією буде дотримання трендів значень приналежностей та використання звичайного простору станів буде недостатньо.

Якщо ж відкинути вісь часу та обрати три кластери (було обрано: перший, другий, п'ятий) і побудувати діаграму значень приналежностей ним у тривимірному просторі (див. Рис. 5), то можна побачити чітку закономірність.

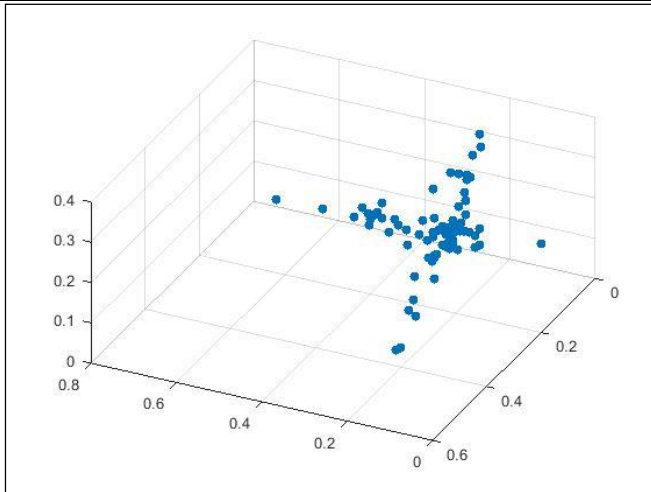


Рис. 5. Значення приналежностей кластерам 1, 2 та 5 для реалізацій вибірки

З Рис. 5 видно, що значення приналежностей для реалізацій вибірки не розміщуються хаотично на симплексі, а утворюють деяку поверхню, відновлення якої повинно стабілізувати процес прогнозування.

Динамічна перебудова базису простору приналежностей

Те, що врахування додаткових факторів підвищує якість прогнозу є очевидним фактом. Для прикладу, слід відзначити, що при проведенні дослідів виключно з парою EUR/USD, графіку приналежності подібного випадку до приведенного на Рис. 2 не спостерігалось.

Але зазвичай цей факт ігнорується жорстким заданням показників, що входять до складу моделі з подальшим віднесенням всього іншого до шумової складової, яка в ідеальному випадку повинна бути нормально розподіленою. Також робляться спроби – подібні до [9] – працювати з кожною складовою спектра шуму окремо з подальшою агрегацією результатів.

Дійсно, статистичні характеристики реальних процесів можуть бути виявлені, але такі структурні особливості, які можна побачити на Рис. 2 – наврядче.

Особливістю фінансово-економічних процесів є вплив на них інших процесів, які можуть активуватися час від часу (наростання кризи в одній з країн), або бути одноразовими подіями (вихід новин), які можуть навіть не мати числову форму.

Нехтувати ці процеси та події не можливо, оскільки вони суттєво впливають на динаміку

прогнозованого процесу, а щоразу перенастроювати модель при їх додаванні – не доцільно.

З цієї причини, оскільки структура простору приналежності дозволяє це робити просто, пропонується динамічно додавати показники (їх функції належності) до базису, не перенастроюючи модель цілком, а використовуючи каскадування ([4]) моделей.

Обгортка процесу

Границі значень $g(t, w_1, \dots, w_j, f_1, \dots, f_j)$

визначають «обгортку» G процесів в просторі приналежностей. Така обгортка може бути побудована, як це показує візуальний аналіз Рис. 5.

Коректування виходу значень за межі G може згладити дійсно шумові викиди процесів, а також бути сигналом про появу нового показника, який почав впливати на процеси, що прогноуються.

Якщо виходів за межі G почало відбуватися дуже багато, то доцільно створити нову вісь приналежностей в просторі приналежностей, в котрій значення 0 зіставити значенням невідомого показника, які не виходять за межі G , а 1 – виходять та почати будувати новий каскад з її використанням.

В той же час, новий впливаючий показник можна виявити, перевіряючи внутрішні та зовнішні дані за допомогою дисперсійного аналізу. Для цього його значення діляться на дві множини, що співпадають у часі зі значеннями 0 та 1 попередньо введеної осі простору приналежностей на основі обгортки, та, в разі встановлення впливу, вводиться нова вісь значень приналежностей показнику, що аналізувався.

Таким чином, за допомогою G можна визначити один з механізмів генератора простору приналежностей.

Напрямки подальших досліджень

Для виявлення граничних можливостей розглянутого підходу до прогнозування та розробки інструментарію його застосування у подальшому необхідно провести такі дослідження:

1. Оцінка доцільності застосування традиційних моделей прогнозування в просторі приналежностей.

2. Виділення ефективних типів поверхонь для апроксимації залежностей між значеннями в просторі приналежностей.

3. Виділення ефективних елементів словників генератору простору.

4. Аналіз ефективності каскадування моделей в просторі приналежностей та пошук альтернативних шляхів модифікації моделей простору приналежностей.

Висновки

Робота присвячена актуальній темі прогнозування показників фінансово-

економічних процесів. В ході її виконання були отримані наступні результати:

1. Розроблено, обґрунтовано та досліджено підхід до прогнозування показників фінансово-економічних процесів, який використовує його аналіз в просторі приналежностей зі змінним базисом.

2. Визначено, що в просторі приналежностей існують закономірності, які не враховуються традиційними методами прогнозування.

3. Розроблено механізм додавання нових складових до базису простору приналежностей.

Список посилань

1. Бідюк П.І., Романенко В.Д., Тимощук О.Л. Аналіз часових рядів (навчальний посібник) – К.: Політехніка, 2010. – 317 с.
2. Браммер К., Зиффлинг Г. Фильтр Калмана-Бьюси: детерменированное наблюдение и стохастическая фильтрация – пер. с нем. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1982. – 200 с.
3. Згуровский М.З., Зайченко Ю.П. Модели и методы принятия решений в нечётких условиях. – К.: Наукова Думка, 2011. – 279 с.
4. Згуровский М.З., Зайченко Ю.П. Основы вычислительного интеллекта. – К.: НВП "Видавництво "Наукова думка" НАН України", 2013. – 408 с.
5. Зайченко Ю.П. Нечёткие модели и методы в интеллектуальных системах. – К.: «Издательский Дом «Слово», 2008. – 344 с.
6. Зайченко Ю.П. Основы проектирования интеллектуальных систем. Навчальний посібник. – К.: Видавничий Дім «Слово», 2004. – 352 с.
7. Зайченко Ю.П. Линейное оценивание параметров моделей финансовых временных рядов/ Ю.П. Зайченко, Н.А. Мурга// *Applicable Information Models*. – Sofia, Bulgaria: ITNEA, - 2011. – Vol. 22. – P.76-82.
8. Мурга М.О. Модифікація методу навчання радіальної базисної мережі та її порівняння з нечіткою нейронною мережею Мамдані та ННМАННКП/ М.О. Мурга// Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка: Зб. наук. пр. – К.: Век+, - 2010. – № 53. – С. 123-133.
9. Мурга Н.А. Нечёткий логический вывод Херста/ Н.А. Мурга// Вісник Черкаського державного технологічного університету – 2010. – № 4. – С. 36-41.
10. Мурга Н. Нейросетевая архитектура на частичных обученнях/Н. Мурга// *New Trends in Classification and Data Mining*. – Sofia, Bulgaria: ITNEA, – 2010. – Vol.16 – P.170-184.
11. Мурга Н.А. Применение нечётких нейронных сетей к задаче анализа поведения котировок валют/Н.А. Мурга // Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка: Зб. наук. пр. – К.: Век+, – 2010. – № 52. – С. 71-78.
12. Снитюк В.С. Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми: Навчальний посібник. – К.: «Маклаут», 2008. – 364 с.