

**МЕТОДИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСІВ З
ПЕРЕМІННИМ ІНТЕРВАЛОМ СПОСТЕРЕЖЕНЬ ТА КОНСТРУКТИВНОГО
УПОРЯДКУВАННЯ «З ВАГОЮ»**

Анотація. У статті досліджені актуальні питання щодо моделювання та аналізу недетермінованих процесів, представлених нечіткими часовими послідовностями з нерівномірними інтервалами між спостереженнями. Метою дослідження являється розробка нової сепарабельної моделі та методу аналізу і прогнозування таких часових рядів. Модель відрізняється окремим формуванням послідовностей величин показників та інтервалів між спостереженнями, з подальшим їх узгодженням. Представлено програмних комплекс та результати моделювання, отримані на основі удосконаленої нечіткої квантильної моделі.

Запропоновано нові змістовні та формальні постановки завдань щодо упорядкування послідовностей елементів, які відрізняються урахуванням різної складності (ваги) окремих конструктивних операцій. Наводяться інтелектуальні алгоритми реалізації завдань упорядкування «з вагою».

Ключові слова: недетерміновані часові послідовності, нерівномірний інтервал, сепарабельна модель, нечітка квантильна модель, упорядкування векторів з «вагою».

Вступ та постановка проблеми. Різноманітні технологічні, виробничі, інформаційні, лікувальні та інші процеси у складних системах можуть мати значний ступень невизначеності деяких параметрів і характеристик. При цьому для них на практиці можливо отримання лише нерегулярні у часі послідовності даних (НЧПД), через різні за величинами інтервали. Для аналізу таких процесів є лише нерівномірні у часі послідовності даних, які характеризують зміни різноманітних показників систем. До таких процесів можливо віднести моніторинг щодо лікування захворювань, функціонування програмних і багатьох інших складних систем, у тому числі залізничного транспорту, які можуть характеризуватися високим ступенем невизначеності певних характеристик. При цьому суттєвою є умова нерівномірності інтервалів контролю параметрів та можливість їх подання як детерміновани-

ми, так і нечіткими величинами (НВ). Нерівномірність інтервалів контролю ускладнює і часто навіть унеможлиблює моделювання та аналіз таких процесів загально прийнятими методами. Головними завданнями, які вирішуються за такими послідовностями (нерівномірні та нечіткі за часом часові ряди - НЧР) спостережень являються: прогнозування максимального (нечіткого) періоду до подій, які відповідають заданим вимогам, а також визначення певних закономірностей для заданих величин. Аналіз публікацій показав суттєву обмеженість підходів та моделей, за якими досліджуються процеси з перемінними інтервалами між рівнями ЧР. На тепер завдання щодо розвитку методів аналізу процесів з нерівномірними у часі послідовностями даних являються актуальними.

Важливими практично та мають значний теоретичний інтерес також мають неklasичні завдання, які зводяться до конструктивного упорядкування елементів. Їх вирішення суттєво відрізняються від завдань сортування та ін. Для вирішення завдань упорядкування з «вагою» необхідно виконати нові змістовні та формальні постановки завдань, сформулювати моделі операцій, побудувати метрики для порівняння станів процесів формування, а також розробити спеціалізовані алгоритми реалізації завдань упорядкування «з вагою», що певним чином виконано у роботі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Можливості реалізації запропонованого методу суттєво залежать від ефективності алгоритмів моделювання нечітких часових рядів. Дослідження за останні 20 років методів моделювання НЧР показують, що багато дослідників використовували нечіткі часові ряди для вирішення багатьох завдань прогнозування. При цьому найбільше відомі методи потребують достатньо велику попередню історичну базу, вони також мають складні розрахунки щодо формування моделей прийнятної точності, а прості у розрахунках моделі мають порівняно низьку точність моделей НЧПД [1 – 4, 7]. Найбільшу актуальність мають методи формування, які здатні обробляти НЧПД в декілька кроків з високою точністю та малою перед історією процесів.

Сонг і Чіссонг розробили концепцію нечітких часових моделей для прогнозування щодо зарахування до Університету Алабами (УА) [1, 2], Чен представив метод прогнозування зарахування до УА на основі ряду нечітких

зубців. Він має перевагу, що полягає в скороченні часу обчислень, і спрощення процесу розрахунків та використанні простих арифметичних операцій з нечіткими числами [3], Хуанг використовував спрощені обчислення з додаванням евристичних правил для прогнозування зарахування до УА [6]. Чен запропонував метод прогнозування, заснований на нечітких часових оцінках високого порядку, для прогнозування проблеми реєстрації [3. 10]. Чен і Хванг розробили метод на основі НЧР для прогнозування добової температури [10]. Цаур. Янг і Ван запропонували матрицю нечітких відносин для подання незмінного в часі відношення [11].

Салліван і Вудалл переглянули модель нечітких часових періодів першого порядку і представили нестационарну модель нечітких часових рядів першого порядку, де їх моделі порівнюються з марківською моделлю [12]. Джілані. Бумс і Ардил представили нові метрики для прогнозування різноманітних НЧР інтервалів високого порядку для прогнозу нещасних випадків у автомобільних аваріях у Бельгії [13]. Чи і Ченг запропонували нову модель детермінованого прогнозування для вирішення проблеми довжин інтервалів в точному сенсі точності і надійності. При цьому була застосована модель для прогнозування зарахування в УА [9].

В [8] подана комплексна концепція для підвищення продуктивності та врахування майбутніх тенденцій. Новий підхід, заснований на прогнозуванні тенденції з використанням нечітких відносин третього порядку, був використаний для прогнозування TA1FEX. Отримані результати показують, що цей метод порівняно краще інших подібних, з точки зору складності моделі і точності прогнозування. Цей підхід застосовано у нашій статті. Аналіз матеріалів публікацій показав суттєву обмеженість підходів та моделей, за якими досліджуються процеси з перемінними інтервалами між рівнями ЧР. У статті вирішується завдання щодо розвитку методів аналізу процесів з нерівномірними у часі послідовностями даних.

На практиці виникає багато завдань планування, які зводяться до конструктивного упорядкування елементів з урахуванням складності операцій формування процесів. У дослідженні [15] представлені структура і моделі інноваційної інтелектуальної технології по формуванню залізничних багато групових составів (БГС) на сортувальних станціях, яка використовує для фо-

рмування весь попередній досвід таких процесів. У ній головним є завдання формування спеціалізованих моделей, методів і засобів зазначених процесів, що мають відміну від існуючих в переході від одного окремого поточно-го завдання формування складу поїзда (ЗФС), як в існуючих методиках і технологіях, до встановлення зв'язку цього ЗФС з раніше виконаними розрахунками. Результати таких розрахунків далі зберігаються в базах даних і базах знань шаблонів (БЗнШ) автоматизованої системи формування багатогрупових складів поїздів. Створення бази БЗнШ дозволяє розглядати задачу РФ як пошук шаблону з подальшим доформуванням, а не як завдання повного перебору. Реалізація завдань РФ виконана наступними функціональними модулями: уніфікація та інтерпретація вхідних даних про БГС, пошук раціонального шаблону в БЗнШ, розрахунки схеми формування по знайденому шаблону з урахуванням потужності сортувальної станції, алгоритми перебору варіантів з використанням існуючих методів РФ [15].

Мета дослідження. Метою цього дослідження являється розробка нової сепарабельної моделі та методу аналізу і прогнозування нечітких часових рядів з нерівномірними інтервалами.. В статті також досліджуються нові змістовні та формальні постановки завдань із упорядкування послідовностей елементів, які відрізняються урахуванням різної складності (ваги) окремих операцій конструювання.

Результати та основний матеріал дослідження. В якості базової моделі недетермінованих процесів, представлених у НЧПД, застосовується квантильна модель FTS, Fuzzy Time Series першого порядку [1/2]. Для цієї моделі характерним являється наступне перетворення даних, що характеризують досліджувані процеси. Нехай U – «всесвіт дискурсу», область значень (1), а A – нечітка множина U (2), визначені як

$$U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (1)$$

$$A_i = \int A_i(x_1) + \int A_i(x_2) + \dots + \int A_i(x_n) \quad (2)$$

де $\int A_i(x_1)$ - функція належності нечіткої множини A_i , а $\int A_i(x_1)$ - ступінь належності x_1 до A_i . Далі нехай $Y(t) = (t = \dots, 0, 1, 2, \dots)$ - всесвіт дискурсу, а $Y(t) \subseteq R$. Припустимо, що $f_i(t)$, $i = 1, 2, \dots$ визначається у всесвіті дискурсу

$Y(t)$, а $F(t)$ є сукупністю $f(t_i)$, $i=1,2,\dots$, тоді $F(t)$ називається нечітким часовим рядом, як і $Y(t)$, $i=1,2,\dots$. Використовуючи нечітке відношення, визначають $F(t)=F(t-1)$ про $R(t,t-1)$, де $R(t,t-1)$ - нечітке співвідношення, а « \circ » - оператор композиції max-min. Тобто викликається $F(t)$ по $F(t-1)$, де $F(t)$ і $F(t-1)$ нечіткі множини дуг.

Розглянемо $F(t)$ - нечіткий часовий ряд, а також $R(t,t-1)$ - модель першого порядку $F(t)$. Якщо $R(t,t-1)=R(t-1,t-2)$ для будь-якого моменту часу t , тоді $F(t)$ називають інваріантним по часу, а якщо $R(t,t-1)$ залежить від часу t , тобто $R(t,t-1)$ може відрізнятися від $R(t-1,t-2)$ для будь-якого t , тоді $F(t)$ називається часовим варіантом нечітких часових рядів [7, 11].

Коли для нечіткого ряду $F(t)$ визначені $F(t-1)$, $F(t-2)$, ..., $F(t-n)$, тоді нечітке логічне відношення n -го порядку подається як (3)

$$F(t-n), \dots, F(t-2), F(t-1) \rightarrow F(t) \quad (3)$$

де $F(t-1), F(t-2), \dots, F(t-n)$ і $F(t)$ - нечіткі множини; в (3) $F(t-1)$, $F(t-2)$, ..., $F(t-n)$ називають антецедентом, а $F(t)$ є наслідком нечітких логічних відносин n -го порядку. Множини нечітких логічних відносин n -го порядку мають ті ж самі попередники, які утворюють групу нечітких логічних відносин n -го порядку.

Квантильная регресія, розроблена Кенкером [5], є розширенням моделі класичної оцінки найменших квадратів умовного середнього. Метод формування квантильної моделі складається з трьох кроків. На першому кроці визначають всесвіт дискурсу U нечіткої часової послідовності, який розбивають на u_n рівних інтервалів. При збільшенні кількості u_n інтервалів потенційно збільшується точність отриманої моделі. На другому кроці створюють групи нечітких логічних відносин вищого порядку [5], Для простоти обчислень використовуємо трикутну функцію належності при визначенні лінгвістичних членів A_1, A_2, \dots, A_n . На третьому кроці для групи нечітких логічних відносин вищого порядку прогнозують значення, яке розраховується з використанням умов третього порядку. Вводиться параметр «Тренд» та па-

параметр k (каппа), який є граничним значенням при формуванні очікуваного тренду. Вибір параметра «каппа» k виконується методом проб, що має істотний вплив на загальну придатність запропонованого методу прогнозування.

Приведемо опис удосконаленого нами квантильного моделювання, з відзнакою уведених відмінностей. Основним для визначення локального напрямку моделі часової послідовності являється параметр «Тренд», що розраховується відповідно до величин показника «каппа»

$$\left((y_{n-1} - y_{n-2}) - (y_{n-2} - y_{n-3}) \right) > k_2, \quad (4)$$

$$\left((y_{n-1} - y_{n-2}) - (y_{n-2} - y_{n-3}) \right) < k_1, \quad (5)$$

$$\left((y_{n-1} - y_{n-2}) - (y_{n-2} - y_{n-3}) \right) = [k_1, k_2], \quad (6)$$

де n – крок (рівень) ітерації; y_n – значення показників щодо представлення рівнів нечіткої часової послідовності; k – параметр «каппа», який нами був представлений діапазоном $[k_1, k_2]$, а не точковою величиною, як у [11].

Параметр «каппа» в моделі ряду дозволяє вибрати напрямок тренду, при цьому k_1, k_2 дорівнюють (приймалося Δk – 5% параметру «каппа»)

$$k_1 = k_{\text{appa}} - \Delta k, k_2 = k_{\text{appa}} + \Delta k \quad (7)$$

якщо для «Тренд» виконується умова (4), то прогнозоване значення розраховується за формулою (8)

$$t_n = \frac{2}{\frac{0.25}{y_{n-2}} + \frac{1}{y_{n-3}} + \frac{0.75}{y_{n-1}}} \quad (8)$$

При виконанні умови (5) прогнозоване значення розраховується відповідно (9)

$$t_n = \frac{2}{\frac{0.75}{y_{n-2}} + \frac{1}{y_{n-3}} + \frac{0.25}{y_{n-1}}}, \quad (9)$$

а при умові (6) прогнозоване значення тренду розраховується за формулою (10)

$$t_n = \frac{2}{\frac{0.5}{y_{n-2}} + \frac{1}{y_{n-3}} + \frac{0.5}{y_{n-1}}} \quad (10)$$

де u_n – значення показників щодо представлення рівнів нечіткої часової послідовності, що у базовій квантильній моделі [11] позначаються як m_{j-1} , m_j та m_{j+1} , і означають середні точки інтервалів u_{j-1} , u_j , u_{j+1} множини U (2) з відповідними лінгвістичними термами A_{j-1} , A_j та A_{j+1} . У моделі (8) – (10) значення u_n можуть бути розраховані також іншим чином, в залежності від змісту та обраної форми лінгвістичних термів A_j . Метод (4) – (10) виконується ітераційно: визначається «Тренд» за (4) – (6), розраховується прогнозне значення за (8) – (10).

Нами також були запропоновані інші моделі щодо оцінювання тренду, які виявилися ефективними. Зокрема, визначення тренду на основі агрегованих ЧР, утворених на основі вихідного. Також були виконані контрольні обчислення за методом (4) – (10) навіть з використанням самих величин рівнів вихідного часового ряду, які показали досить високу ступінь достовірності моделей. Порівняння результатів моделювання за методом (4) – (10) з іншими відомими (методи Чена, Хуана, Лі, «квантильна модель» [5]) показали, що вдосконалений метод на основі квантильної моделі має велику точність прогнозування та швидкість розрахунків.

Програмний комплекс для сепарабельного моделювання НЧР.

На основі методів сепарабельного представлення НЧПД, а також наведених процедур прогнозування, був розроблений програмний комплекс моделювання та дослідження, структура якого подана на рис. 1. Головними функціями комплексу являються наступні. Реалізація методу моделювання НЧПД (МНПД), що обробляє нерівномірні у часі послідовності даних. Метод також включає процедури оцінювання напрямку тренду, від чого залежить розрахунок прогнозного значення НЧПД. Для розмноження нерегулярних часових послідовностей у комплексі були реалізовані процедури методу бутстреп [11], які моделюють подібні структури існуючих даних. Передбачено також процедури формування агрегованих часових послідовностей на основі декількох рівнів вихідних ЧР, а також функції для графічного та числового відображення контрольованих процесів. У програмній системі передбачені віконні функції щодо введення параметрів роботи певних методів.

Для дослідження придатності та якості комплексу моделювання НЧПД були використані показники аналізів хворих на діабет, представлені на рис. 2.

На рис. 2(б) представлений ЧР, утворений шляхом розмноження методом бутстрепа кількості спостережень з 16 до 30.

Для порівняння вхідних НЧПД з моделлю реалізовано кольорове відображення: синьою лінією помічені вхідні послідовності, а помаранчевою – їх моделі, або різний тип ліній. Передбачено декілька режимів відображення графіків, де останні 3 точки представляють прогностні оцінки очікуваних рівнів.

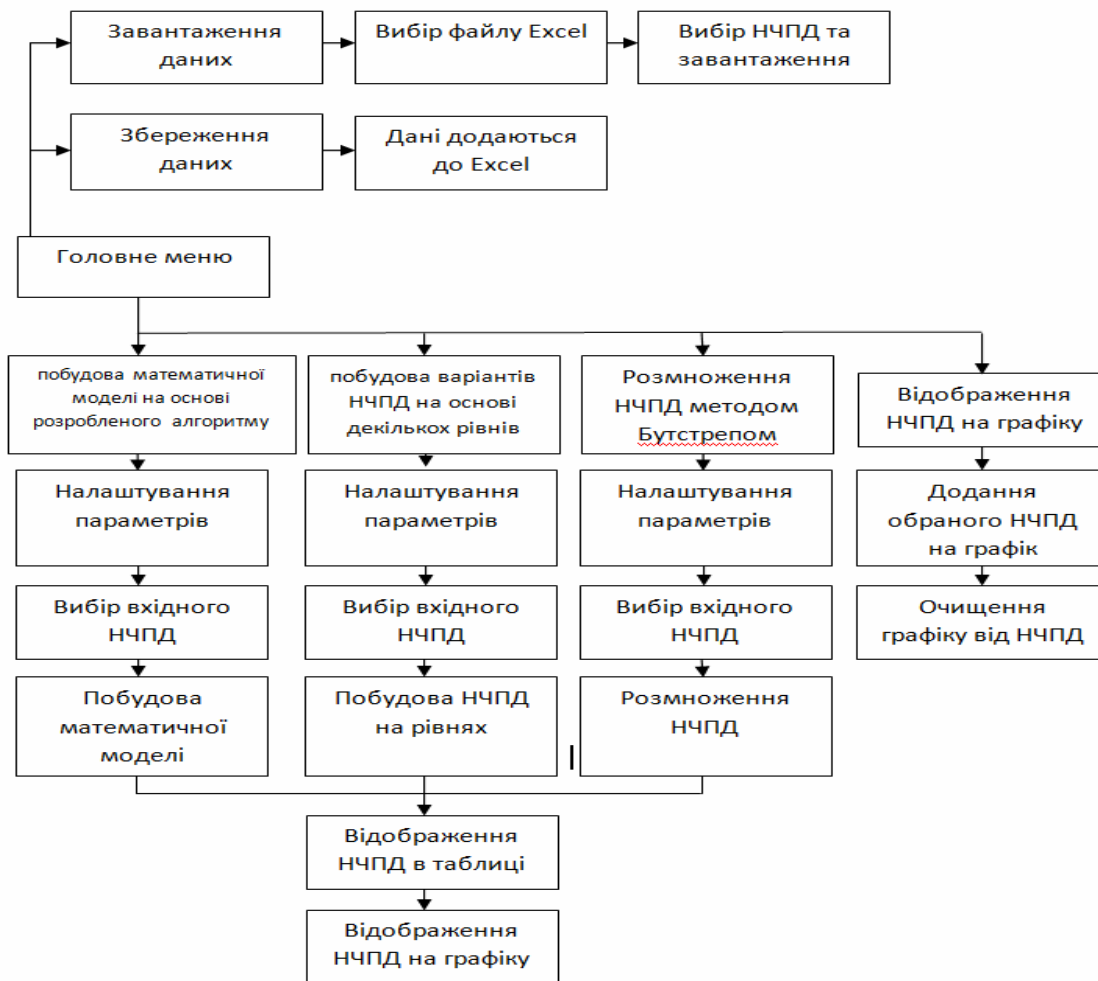
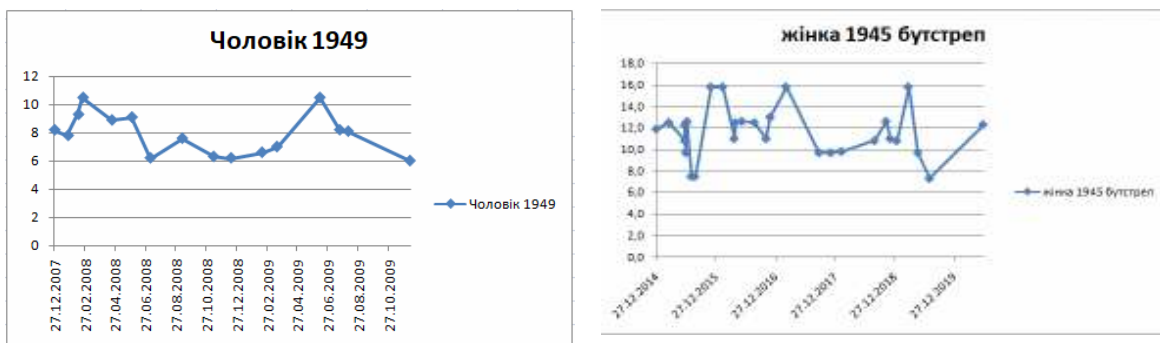


Рисунок 1 – Структура програмного комплексу моделювання НЧПД



а)

б)

Рисунок 2 – а) Динаміка зміни рівня глюкози в крові пацієнта 1949.

б) Розмножений ЧР рівня глюкози в крові пацієнта 1945

На рис. 3 – рис. 5 приведені приклади сепарабельного моделювання індивідуального процесу лікування на основі обмеженої нерегулярної послідовності даних. Рис. 3 представляє модель рівнів глюкози, рис. 4 – являється моделлю часової координати, інтервалів між обстеженнями, нарешті рис. 5 показує фрагмент узагальнюючої сепарабельної моделі, утвореної з використанням моделей рівнів глюкози та інтервалів часу шляхом співставлення їх однакових за номерами рівнів. Рисунки дають у цілому досить вірне відображення рівнів послідовностей окремих складових, а також правдоподібне моделювання тенденції останніх прогнозних значень.

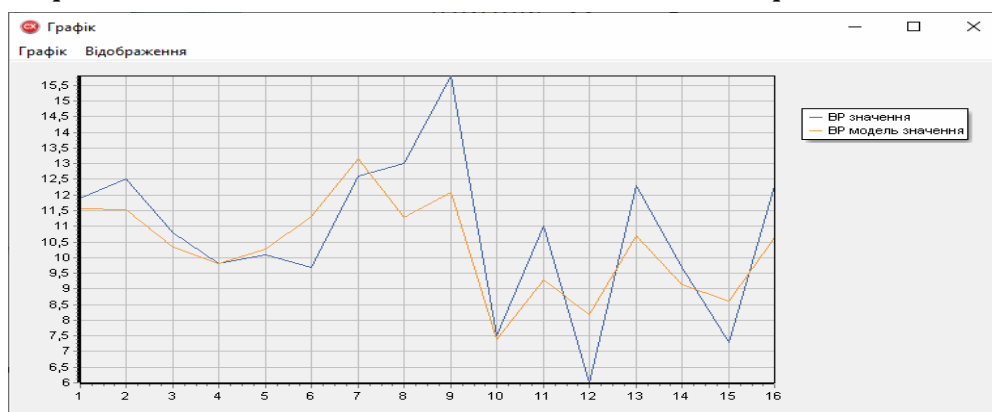


Рисунок 3 – Відображення упорядкованих значень параметру процесу

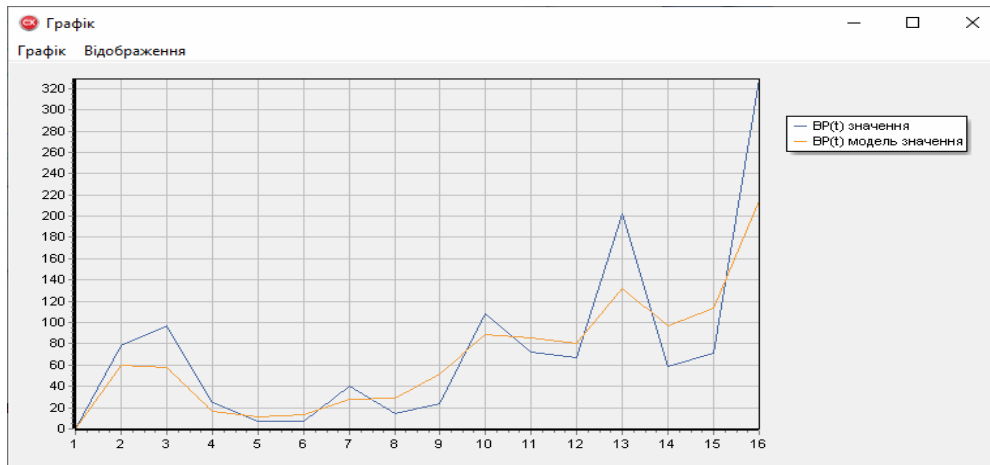


Рисунок 4 – Відображення упорядкованих величин часових інтервалів

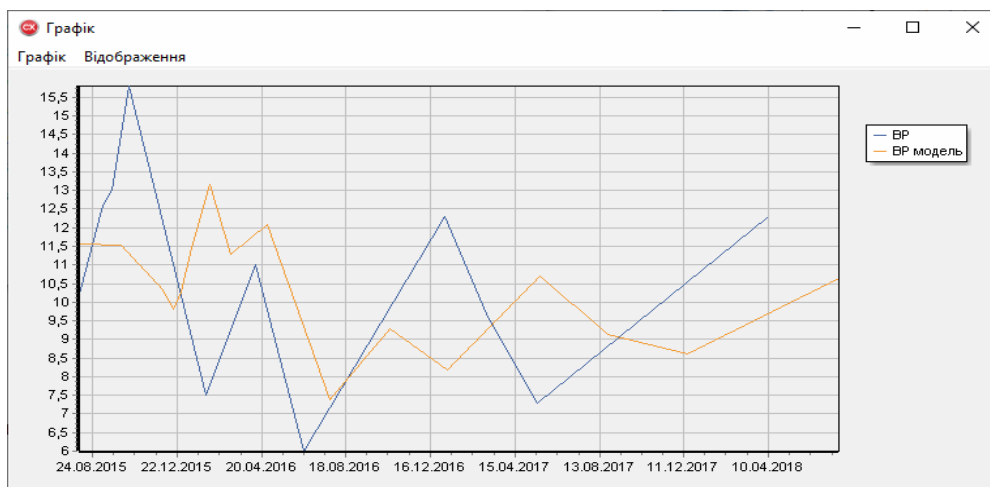


Рисунок 5 – Відображення нерівномірної часової послідовності на основі сепарабельної моделі

Моделі та процедури конструктивного упорядкування з «вагою» операцій. Завдання і процедури щодо упорядкування (оптимального) елементів певних множин, з метою отримання визначених структур шляхом застосування наборів операцій конструювання, надзвичайно розповсюджені у різноманітних технологіях. Прикладом такої залізничної технології щодо процесів конструктивного упорядкування з «вагою» операцій являється технологія розформування-формування (РФ) залізничних составів. Формування составів, особливо багато групових (БГС), є одним з найбільш трудомістких елементів процесу переробки вагонів на станціях і помітно впливає на терміни доставки вантажів.

Узагальнена змістовна постановка завдань щодо упорядкування послідовностей елементів (in-потоків) з урахуванням різної складності окремих операцій (УПСО) конструювання цільових послідовностей елементів (out-потоків) може бути представлена так: багатопотокове on-line упорядкування довільних послідовностей неоднорідних елементів (замовлень) з урахуванням структури та складності операцій, а також встановлених обмежень на ресурси системи формування (обслуговування). Вважаються відомими множина та елементи in-потоків замовлень (з їх визначеними властивостями – індекс out-потоків, pos-індексу призначення, вимірювані показники, припустимі операції, пріоритет in.), сукупність операцій конструювання out-потоків з оцінками відносної/абсолютної складності (ваги), загальні ресурси та обмеження щодо можливостей процесів конструювання вихідних потоків, умови або вимоги завершення процедур конструювання послідовностей out-потоків. Багатопотоковість означає можливість існування елементів із однаковим індексом out-потоків у кількох in-потоках. Умова on-line зазначає можливість не одночасної появи елементів in-потоків, що в загальному випадку може привести до необхідності застосування додаткових операцій формування, які потрібні для забезпечення умови упорядкування out-потоків, або припинення формування вихідних послідовностей елементів, а також виконувати упорядкування за кілька окремих етапів. Необхідно сформувати модель процесу формування на основі заданої множини неупорядкованих in-потоків замовлень множину упорядкованих за pos-індексами призначення out-потоків таким чином, щоб мінімізувати загальні витрати на процеси формування при виконанні умов складності операцій конструювання та ресурсних обмежень.

До такої форми завдань можливо привести різноманітні конкретні категорії прикладних завдань (формування неоднорідних потоків у мережах, процедури виконання моніторингу, планування процесів обслуговування замовлень in.), також РФ.

Наприклад, наведена постановка, безумовно, визначає і типове завдання РФ одного состава поїзда на кілька залізничних напрямів. Її також можливо застосувати для завдання планування процесів моніторингу (out-потік) стану здоров'я багатьох хворих, рівні глюкози яких прогножуються

шляхом моделювання індивідуального процесу лікування (in-поток), рис. 3 – 5. Математичні моделі конкретних завдань on-line упорядкування формуються за рахунок визначення складових УПСО, кожна з яких потребує окремого додаткового дослідження.

На прикладі завдань розформування-формування составів представимо загальну структуру інтелектуального алгоритму реалізації завдань УПСО, відзначивши сутність та формалізм основних складових. Для реалізації моделей РФ і процедур упорядкування з урахуванням складності операцій необхідно створити узагальнені спрощені описи структур БГС (шаблони, за допомогою яких кодують состави [15]), визначити перетворення упорядковуваних послідовностей на основі кожної операції конструювання і відповідні процедури визначення їх складності, розробити метрики для порівняння станів процесів формування при виконанні всіх операцій, а також побудувати (у нашому випадку інтелектуальний продукційний) алгоритм реалізації завдань упорядкування «з вагою».

В якості метрики упорядкування був запропонований показник, який дорівнює сумі числа невірних позицій елементів по кожному номеру послідовності що формується. Розрахунки показали що він відповідає умовам метрики і забезпечує результативність процесів упорядкування. При оцінюванні станів процесу конструювання при кількох фрагментах загальна оцінка упорядкування визначається на основі цієї метрики, для чого розглядаються усі варіанти приписування фрагментів для утворення єдиної послідовності елементів.

Для зменшення складності процесу конструктивного упорядкування потоків даних застосовуються процедури формування баз знань ефективних шаблонів БЗнШ, отриманих із попередніх розрахунків, та їх використання для відбору початкових шаблонів послідовностей операцій за рахунок процедур співставлення структур елементів in-поток з структурами шаблонів БЗнШ, подібно до [15].

Основний цикл продукційного алгоритму конструктивного формування вихідних послідовностей складається із таких етапів. Для поточного стану процесу формування виконати усі можливі операції перетворення, оцінити отриманий показник упорядкування з використанням метрики, а

також оцінки складності кожного із припустимих станів. Якщо виконана умова кінця процесу – зупинитися. Інакше, вибрати стан з максимальним показником упорядкування для наступного кроку. Якщо таких станів декілька, вибрати стан з мінімальною оцінкою складності. Перейти до повтору ітерації. Розрахунки для процесів РФ составів показали, що для них такий алгоритм являється жадібним.

Висновки. У статті представлено нову математичну модель, призначену для аналізу НЧПД, яка має відмінність у окремому моделюванні послідовностей величин показників і інтервалів між окремими спостереженнями. Також викладено базову інформацію про програмний комплекс для аналізу та дослідження властивостей НЧПД або НЧР, створений на основі цієї нової категорії нечітких моделей. Для моделювання процесів НЧПД в статі вперше використані спеціальні сепарабельні форми обліку часових інтервалів між рівнями часового ряду (ЧР). При сепарабельній формі моделі ЧР нерівномірні (або нечіткі) інтервали виділяються у окрему складову моделі НЧР. Вони є однією та окремою складовою вектору характеристик процесів. Ця складова моделюється окремо, коли враховуються лише послідовності величин часових інтервалів. В подальшому на результати моделювання таких інтервалів «накладаються» результати моделювання інших характеристик у відповідності до порядку їх розміщення у початкових НЧР. Для реалізації моделей і процедур упорядкування з «вагою» були сформовані метрики для порівняння станів процесів формування, а також побудовані інтелектуальні продукційні алгоритми реалізації завдань упорядкування «з вагою». Результати моделювання були отримані на основі розробленого нами програмного комплексу. Вони показали досить високу придатність та обчислювальну ефективність запропонованої сепарабельної моделі. Аналіз результатів розрахунків із упорядкування елементів підтвердив результативність запропонованих інтелектуальних алгоритмів упорядкування з «вагою» операцій.

ЛИТЕРАТУРА / ЛІТЕРАТУРА

1. Q. Song, and B. S. Chissom, "Forecasting enrollments with fuzzy time series — Part I," Fuzzy Sets and Systems, vol. 54, issue 1, 1993a, pp. 1-9.
2. B. S. Chissom, "Fuzzy time series and its models," Fuzzy Sets and Systems, vol. 54, issue 3, 1993b, pp. 269-277.

3. S. M. Chen, "Forecasting enrollments based on fuzzy time series," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 81, 1996, pp. 311-319.
4. Tahseen A., Jilani S., Aqil B., Ardil C. Multivariate High Order Fuzzy Time Series Forecasting for Car Road Accidents [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/285870449_Multivariate_High_Order_Fuzzy_Time_Series_Forecasting_for_Car_Road_Accidents
5. R. Koenker, "Quantile Regression", Cambridge University Press, NY- 2005. pp. 137 – 143.
6. K. Huarng, "Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 123, issue 3, 2001b, pp. 387-394.
7. Q. Song, "A note on fuzzy time series model selection with sample autocorrelation functions," *Cybernetics and Systems: An International Journal*, vol. 34, 2003, pp. 93-107.
8. Tahseen A., Aqil S., Burney Cemal A. A New Quantile Based Fuzzy Time Series Forecasting Model [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://publications.waset.org/14214/pdf>
9. S. -T. Li, and Y. -C. Cheng, "Deterministic fuzzy time series model for forecasting enrollments," *Computers and Mathematics with Applications*, vol. 53, 2007, pp. 1904-1920.
10. S.-M. Chen, and J.-R. Hwang, "Temperature prediction using fuzzy time series, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B*," *Cybernetics*, vol. 30, 2000, pp. 263-275.
11. R. -C. Tsaur, J. -C. O. Yang, and H. -F. Wang, "Fuzzy relation analysis in fuzzy time series model," *Computers and Mathematics with Applications*, vol. 49, 2005, pp. 539-548.
12. J. Sullivan, and W. H. Woodall, "A comparison of fuzzy forecasting and Markov modeling," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 64, 1996, pp. 279-293.
13. T. A. Jilani, S. M. A. Burney, and C. Ardil, "Multivariate high order fuzzy time series forecasting for car road accidents," *International Journal of Computational Intelligence*, vol. 4, issue 1, 2007b, pp. 15-20.
14. Моделі і методи соціально-економічного прогнозування /Геєць В.М., Клебанова Т.С., Черняк О.І. – Харків: ВД «ІНЖЕК», 205. – 396 с.
15. Скалозуб В.В., Белый Б.Б. Структура інтелектуальної інформаційної технології формування багатогрупних составів //Транспортні системи та технології перевезень. – 2019. – №. 17. С. 62 – 69.

REFERENCES

1. Q. Song, and B. S. Chissom, “Forecasting enrollments with fuzzy time series — Part I,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 54, issue 1, 1993a, pp. 1-9.
2. B. S. Chissom, “Fuzzy time series and its models,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 54, issue 3, 1993b, pp. 269-277.
3. S. M. Chen, “Forecasting enrollments based on fuzzy time series,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 81, 1996, pp. 311-319.
4. Tahseen A., Jilani S., Aqil B., Ardil C. Multivariate High Order Fuzzy Time Series Forecasting for Car Road Accidents [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/285870449_Multivariate_High_Order_Fuzzy_Time_Series_Forecasting_for_Car_Road_Accidents
5. R. Koenker, “Quantile Regression”, Cambridge University Press, NY- 2005. pp. 137 – 143.
6. K. Huarng, “Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 123, issue 3, 2001b, pp. 387-394.
7. Q. Song, “A note on fuzzy time series model selection with sample autocorrelation functions,” *Cybernetics and Systems: An International Journal*, vol. 34, 2003, pp. 93-107.
8. Tahseen A., Aqil S., Burney Cemal A. A New Quantile Based Fuzzy Time Series Forecasting Model [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://publications.waset.org/14214/pdf>
9. S. -T. Li, and Y. -C. Cheng, “Deterministic fuzzy time series model for forecasting enrollments,” *Computers and Mathematics with Applications*, vol. 53, 2007, pp. 1904-1920.
10. S.-M. Chen, and J.-R. Hwang, “Temperature prediction using fuzzy time series, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part B*,” *Cybernetics*, vol. 30, 2000, pp. 263-275.
11. R. -C. Tsaur, J. -C. O. Yang, and H. -F. Wang, “Fuzzy relation analysis in fuzzy time series model,” *Computers and Mathematics with Applications*, vol. 49, 2005, pp. 539-548.
12. J. Sullivan, and W. H. Woodall, “A comparison of fuzzy forecasting and Markov modeling,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 64, 1996, pp. 279-293.
13. T. A. Jilani, S. M. A. Burney, and C. Ardil, “Multivariate high order fuzzy time series forecasting for car road accidents,” *International Journal of Computational Intelligence*, vol. 4, issue 1, 2007b, pp. 15-20.

14. Models and methods of socio-economic forecasting / Geyets V.M., Klebanova T.S., Chernyak O.I. – Kharkiv: PH «INZHEK», 205. – 396 p.

Skalozub V.V., Belyy B.B. Structure of intellectual information technology for formation of multi-group train // Transport systems and technology of transportation. – 2019. – №. 17. P. 62 – 69.

Received 27.02.2020.

Accepted 04.03.2020.

Методы интеллектуального моделирования процессов с переменным интервалом наблюдений и конструктивного упорядочения «с весом»

В статье исследованы актуальные вопросы моделирования и анализа недетерминированных процессов, представленных нечеткими временными последовательностями с неравномерными интервалами между наблюдениями. Целью исследования является разработка новой сепарабельной модели и метода анализа и прогнозирования таких временных рядов. Модель отличается отдельным формированием последовательностей величин показателей и интервалов между наблюдениями, с последующим их согласованием. Представлены программный комплекс и результаты моделирования, полученные на основе усовершенствованной нечеткой квантильной модели.

Предложены новые содержательные и формальные постановки задач по упорядочению последовательностей элементов, которые отличаются учетом различной сложности (веса) отдельных операций. Приводятся интеллектуальные алгоритмы реализации задач упорядочения «с весом».

Methods of intelligent modeling of processes with a variable observation interval and constructive ordering “with weight”

The article explores topical issues regarding the modeling and analysis of non-deterministic processes, represented by fuzzy time sequences with irregular intervals between observations. The analysis of the publications showed the high possibilities and effectiveness of the application of the methods of fuzzy time sequences for solving such problems. The purpose of the research is to develop a new separable model and method of analysis and prediction of fuzzy time series with irregular intervals. We propose a model of these processes, which differs from the known method of forming models of sequences, both the magnitudes of the process indicators and the intervals between observations. In the proposed method, such models are formed separately and subsequently agreed upon. There was found that the feasibility of the proposed method depends significantly on the efficiency of fuzzy time series modeling algorithms. In order to implement separable models of fuzzy time series with irregular intervals, the fuzzy quantile method was improved.

The article proposes new substantive and formal formulations of tasks concerning the procedures of ordering the sequences of elements, which differ from the known ones in that they take into account the different complexity (weight) of individual operations. There were formed metrics for realization of procedures of ordering with «weight» and for comparison of states of formation processes, also there were constructed intellectual production algorithms for realization the tasks of ordering «with weight»

Скалозуб Владислав Васильевич - профессор, Каф. «Компьютерные информационные технологии», Днепропетровский национальный университет железнодорожного транспорта имени академика В. Лазаряна.

Белый Борис Борисович - аспирант, Каф. «Компьютерные информационные технологии», Днепропетровский национальный университет железнодорожного транспорта имени академика В. Лазаряна.

Галабут Александр Александрович - аспирант, Каф. «Компьютерные информационные технологии», Днепропетровский национальный университет железнодорожного транспорта имени академика В. Лазаряна.

Мурашов Олег Вячеславович - аспирант, Каф. «Компьютерные информационные технологии», Днепропетровский национальный университет железнодорожного транспорта имени академика В. Лазаряна.

Скалозуб Владислав Васильович - професор, Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Дніпропетровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна.

Білий Борис Борисович - аспірант, Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Дніпропетровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна.

Галабут Олександр Олександрович - аспірант, Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Дніпропетровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна.

Мурашов Олег В'ячеславович - аспірант, Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Дніпропетровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна.

Skalozub Vladislav - professor, Dep. "Computer and Information Technology", Dnipropetrovsk National Universal University of Public Transport named after Academician V. Lazaryan.

Biliy Boris - post-graduate student, Dep. "Computer and Information Technology", Dnipropetrovsk National Universal University of Public Transport named after Academician V. Lazaryan.

Galabut Alexander - post-graduate student, Dep. "Computer and Information Technology", Dnipropetrovsk National Universal University of Public Transport named after Academician V. Lazaryan.

Murashov Oleg - post-graduate student, Dep. "Computer and Information Technology", Dnipropetrovsk National Universal University of Public Transport named after Academician V. Lazaryan.