

В.В. Скалозуб, В.М. Горячкін, О.В. Мурашов

РЕЛЯЦІЙНО-СЕПАРАБЕЛЬНІ МОДЕЛІ ПРОЦЕСІВ МОНІТОРИНГУ ПРИ ПЕРЕМІННИХ І НЕЧІТКИХ ІНТЕРВАЛАХ СПОСТЕРЕЖЕНЬ

Анотація. Стаття присвячена розвитку комбінованих моделей, методів і засобів, призначених для вирішення актуальних завдань моделювання та аналізу даних процесів моніторингу, які представлені часовими рядами і відрізняються перемінним або нечітким інтервалом спостережень (ЧРПНІ). В наших попередніх дослідженнях для реалізації завдань аналізу і прогнозування характеристик ЧРПНІ була запропонована сепарабельна модель (СПМ), а також удосконалений квантильний алгоритм. При реалізації процесів моніторингу з нечітким кроком інтервалів спостережень застосовувався підхід на основі декомпозиції за допомогою α рівнів. Засобами моделі СПМ і квантильного алгоритму були досліджені дані клінічного моніторингу процесів реабілітації хворих на діабет.

В цій роботі для підвищення точності та ефективності моделювання і аналізу процесів ЧРПНІ запропоновані нові реляційно сепарабельна модель (РСМ) і комбінований квантильний алгоритм. Реляційна модель визначається системою нечітких реляційних відношень першого та другого порядку, отриманих на основі вихідної послідовності даних. У комбінованому алгоритмі результати розрахунків, отримані за СПМ і моделями нечітких реляційних відношень, узагальнювалися при оптимальному виборі вагових коефіцієнтів для окремих складових.

В результаті виконаних досліджень шляхом числового моделювання було встановлено, що за провадження комбінованих моделей процесів при ЧРПНІ являється раціональним та результативним. Приклади аналізу даних моніторингу процесів реабілітації хворих на діабет показали певні можливості забезпечення вимоги до точності результатів аналізу показників та їх короткострокового прогнозування.

Ключові слова: процеси моніторингу, нерівномірний та нечіткий інтервал вибірки, сепарабельна модель, нечіткі реляційні відношення, реляційно сепарабельна модель, комбінований квантильний алгоритм, моніторинг стану хворих.

Вступ та постановка проблеми. Комп'ютерне моделювання в сучасних технологіях являється майже необхідним при збиранні даних про процеси функціонування, при їх аналізі, інтерпретації та прогнозуванні, створенні складних технологічних та автоматизованих процесів та систем. Разом з тим відбувається постійне підвищення вимог до повноти характеристик процесів, що приводить до необхідності урахування все більшого набору властивостей досліджуваних технологій,

процесів і систем. Натепер існують процеси (клінічний моніторинг процесів реабілітації, контроль стану віддалених об'єктів, моніторингу функціонування та параметрів експлуатації систем з великою кількістю незалежно функціонуючих елементів, процесів моніторингу технічного стану систем, які обслуговуються на основі параметрів «поточного стану» тощо), для яких можливо отримати дані, які мають нечітку, розмиту, структуру. Зазначене показує актуальність завдань щодо аналізу, моделювання і прогнозування характеристик недетермінованих процесів, представлених часовими послідовностями при нерівномірних та нечітких моделях інтервалів (ЧРПНІ) між спостереженнями.

У цій статті представлені результати дослідження можливостей та ефективності комплексних алгоритмів із моделювання та прогнозування процесів із нечіткими ознаками. Розглянуті та реалізовані завдання зі створення процедур аналізу та прогнозування характеристик недетермінованих часових рядів на основі FTS алгоритмів, а також їх комбінацій з іншими. Виконана розробка нечітких реляційно-сепарабельних моделей (PCM) першого та другого порядку, призначених для аналізу та прогнозування послідовностей даних, отриманих та формалізованих моделями з «нечітким кроком» між спостереженнями. На основі PCM моделей процесів моніторингу та реляційно-сепарабельних алгоритмів були реалізовані завдання дослідження недетермінованих послідовностей з перемінним і нечітким кроком між спостереженнями.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У сучасних складних системах деякі параметри станів або контрольовані характеристики процесів можуть мати значну ступінь невизначеності. При цьому на практиці процедури моніторингу таких процесів часто дають змогу отримати лише короткі часові послідовності даних з нерівномірною у часі вибіркою. Такі короткі нерівномірні (також нечіткі) у часі послідовності даних (НЧПД) не дозволяють використовувати для аналізу традиційні статистичні моделі [1 – 3]. Для вирішення завдань аналізу та прогнозування НЧПД натепер застосовують кілька підходів [1– 3, 10, 12]. Відзначимо серед них включення часової інформації у метрики відстані, що використовуються для кластеризації часових рядів (ЧР) [12]. Застосування для моделювання і прогнозування нечітких ЧР процедур із встановлення нерівних частин областей універсуму дискурсу, з подальшою оцінкою взаємозв'язків між послідовними рівнями засобами генетичного алгоритму [10]. Створюються нові структури моделювання, що забезпечують економію моделей нечітких часових рядів (FTS) при збереженні певного рівня точності поза вибіркою [11] та інше.

У попередніх дослідженнях нами була запропонована нова математична модель НЧПД, яка для моделювання використовує сепарабельні форми обліку часових інтервалів між рівнями ряду. Модель СПМ [4] передбачає формуванням послідовностей величин показників та інтервалів між спостереженнями окремо, з подальшим їх співставленням на основі параметру часу (кроку процесу). Ефективність методу СПМ залежить від алгоритмів моделювання нечітких часових рядів. СПМ процесів моніторингу у цілому визначає як значення нового моменту виникнення чергової події спостережуваного процесу, так і відповідні кожному моменту характеристики процесу. У виконаних дослідженнях СПМ була застосована для моделювання процесів клінічного моніторингу стану хворих на діабет. При цьому головна мета аналізу полягала у прогнозуванні максимального (нечіткого) періоду до подій, які відповідають встановленим вимогам. В статті [4] також отримано удосконалення алгоритму (FTS) шляхом поєднання квантильної моделі [7, 14] з випадковими процесами спостережень, при тому встановлено числову ефективність цього алгоритму.

Дослідженням проблем і питань моделювання процесів з нерівномірними та нечіткими інтервалами спостереженнями приділяється все більше уваги [8 – 12]. Відзначимо роботу [1], в якій зазначається, що на практиці багато ЧР даних містять спостереження в нерегулярний час, тоді як більшість методів прогнозування обмежені випадком рівних інтервалів часу між точками даних. В зазначеній роботі виконано розширення однокоекспоненціального згладжування та методу Холта для випадку нерівномірно розподілених даних. Також показано його високу обчислювальну ефективність. Новий метод був застосований до шести опублікованих серій, і їх ефективність аналізується через помилки щодо змін параметрів згладжування.

Стаття [2] дозволяє визначити, що більшість моделей часових рядів передбачає, що дані надходять із спостережень, які однаково рознесені в часі. Однак це припущення не відповідає багатьом різноманітним науковим галузям, таким як астрономія, фінанси, кліматологія тощо. Існують деякі методи, які підбирають часові ряди з нерівним інтервалом, наприклад процеси безперервної авторегресії ковзного середнього (CARMA). При тому зазначено що єдині серед відомих в літературі методів прогнозування для даних з нерегулярним інтервалом у часі засновані на фільтрі Калмана. У цій роботі [2] запропонована нова модель для відповідності нерегулярним часовим рядам, яка називається комплексною нерегулярною авторегресійною моделлю (CIAR), яка представлена безпосередньо як дискретний часовий процес. Показано, що модель CIAR слаб-

ко стаціонарна, її можна представити як систему простору станів. Це дозволяє ефективно оцінювати максимальну правдоподібність на основі рекурсії Калмана. Встановлено за допомогою моделювання Монте-Карло, що продуктивність кінцевої вибірки з оцінки параметра є точною. Модель CIAR, через представлення простору станів, дозволяє прогнозувати неспостережувані астрономічні вимірювання.

Усереднення динамічної моделі (DMA) широко використовується для цілей економічного прогнозування. Дослідження [3] розширює рамки DMA, вводячи адаптивне навчання з простору моделі. У структурі DMA всі моделі оцінюються незалежно, інформація в них щодо інших моделей залишається невикористаною. У статті [3] запропоновано усереднення за прогнозами, а також динамічне усереднення за параметрами, що змінюються в часі. Актуальність цього розширення проілюстровано трьома емпіричними прикладами, пов'язаними з прогнозуванням інфляції в США, споживчих витрат тощо. Показано, що адаптивне навчання з простору моделі забезпечує покращення ефективності прогнозування.

Моделювання нерівномірних у часі вибірок з метою удосконалення результатів кластеризації ЧР на основі включення часової інформації у метрики відстані запропоновано у [9]. Визначається, що порядок даних і різні інтервали вибірки важливі, і вони повинні враховуватися при кластеризації ЧР. Шляхом включення нової моделі відстані в стандартну схему нечіткої кластеризації був розроблений удосконалений алгоритм, а також продемонстрована його продуктивність. Концепція моделювання і аналізу НЧР, яка ураховує прогноз тенденції процесу з використанням нечітких відносин третього порядку, була запропонована в [8]. Результати застосування моделей з прогнозуванням тренду показали переваги цього методу за точності результатів прогнозування та складністю процесу моделювання. Аналіз публікацій свідчить про значну актуальність завдань щодо методів аналізу процесів при нерівномірних та нечітких у часі спостереженнях, суттєву обмеженість підходів до моніторингу таких процесів.

Мета дослідження. Метою цього дослідження являється підвищення точності та ефективності моделювання і аналізу процесів, представлених часовими рядами при перемінному та нечіткому інтервалі спостережень, шляхом формування нової реляційно-сепарабельної моделі процесів (PCM) і комбінованого квантильного алгоритму. При тому нечітка реляційна модель (HPM), як складова PCM, визначається системою нечітких реляційних відношень першо-

го та другого порядку, отриманих на основі вихідної послідовності даних. У комбінованому квантильному алгоритмі передбачається узагальнення результатів розрахунків, отриманих окремо за СПМ та НРМ моделями, при оптимальному виборі вагових коефіцієнтів для складових на основі експонентного згладжування.

Також необхідно було розробити та шляхом числового моделювання дослідити процедури аналізу та короткострокового прогнозування процесів при ЧРПНІ. На прикладі аналізу даних моніторингу процесів реабілітації хворих на діабет потрібно показати можливості забезпечення вимоги до точності результатів аналізу показників та оцінок їх короткострокового прогнозування.

Результати та основний матеріал дослідження. Головне завдання, що було вирішене шляхом створення РСМ процесів з ЧРПНІ кроком спостережень, полягає в формуванні комплексних моделей процесів та алгоритмів, що поєднують реляційні алгоритми нечіткого моделювання з сепарабельною моделлю, формою відображення недетермінованих процесів. В рамках РСМ поєднуються результати застосування СПМ [14] з нечіткими реляційними моделями (НРМ) першого та другого порядку, що представлені в роботі далі. НРМ процесу визначається системою реляційних відношень, отриманих на основі вихідної послідовності даних. яку узагальнено можливо представити так: $R(V, T) = \{R1(V, V); R2(T, T); R3(V*V, V); R4(T*V, T); R5(T*V, V); R6(T*T, V*V, V); R7(T*T, V*V, T)\}$. У відношенні $R(V, T)$ параметр «V» відповідає певному контрольованому показнику процесу (наприклад, рівень цукру в крові), а «T» - показник часу. Відношення $R6(*)$ та $R7(*)$ НРМ відповідають моделям другого порядку, враховують кілька попередніх етапів розвитку процесів. Модель $R(V, T)$ формується за первинними даними процесів, які перетворюються до табличних форм на основі нечітких моделей областей варіювання показників (V, T). Таблиці $R(V, T)$ представляють нечіткі «правила» зв'язку між показниками (V, T) на послідовних кроках досліджуваного процесу. Кожна клітина таблиць містить два параметри – «номер нечіткого терму» що має бути на наступному кроці процесу, а також нечітка міра для очікуваного терму. Наприклад, узагальнено деякий крок процедури розрахунків в рамках НРМ можна представити так $R7(tp* tq, vp* vq, ts/vs)$. Значення (ts/vs) використовуються для розрахунку поточних оцінок показників процесу (V, T), а також для визначення наступних кроків процесу. Результати розрахунків за моделями НРМ та СПМ узагальнюються шляхом оптимального вибору вагових коефіцієнтів за процедурою експонентного згладжування.

В першу чергу відзначимо, що реалізація досліджуваних процесів ЧРПНІ основана на методології FTS [1] та удосконаленій формі квантильної моделі [8], що була запропонована в [4]. В них використовують нечіткий ряд НЧР даних $F(t)$, а також його моделі першого порядку $R(t, t-1)$. Якщо також визначають для $F(t)$ нечіткі множин попередніх етапів $F(t-1)$, $F(t-2)$, ..., $F(t-n)$, у підсумку в якості моделі має місце відношення n-го порядку

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

Процедура квантильної регресії третього порядку з трендом для (1) запропонована в [8] і удосконалена в [4, 14]. Для ефективного (по точності результатів) застосування квантильної моделі та модифікованих алгоритмів при реалізації завдань СПМ було виконано подальше удосконалення квантильного алгоритму [8]. Змістовно модифікація нечітких процедур моделювання полягала в узагальненні (агрегуванні) результатів, отриманих за різними схемами квантильного алгоритму. Формально запропоноване поєднання являє зважену згортку результатів, отриманих на основі серединх інтервалів m_j [8] з результатами моделювання за алгоритмами [14]. Підвищення ефективності алгоритмів моделювання на основі схем узагальнення виявилось результативним. Шляхом числових досліджень кількох схем агрегування була визначена краща форма, представлена у наступному вигляді

$$Y_k = \alpha V_k + (1-\alpha)u_k \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (2)$$

За (2) результат моделювання на кроці «k» формується на основі відповідного центру інтервалу m_k (складова V_k) та шляхом заміни серединх m_j інтервалів квантування u_j на значення u_k рівнів вхідного ЧР (складова u_k). Величина параметру « α » підбиралась за процедурою мінімізації квадрату середньої похибки. В представленій статті моделі та процедури РСМ використовують схему виду (2) для агрегування результатів СПМ та нечітких реляційних моделей НРМ.

Наступним питанням щодо формування РСМ являється визначення тих особливостей, властивостей процесів ЧРПНІ, що відображає НРМ *додатково* до моделей СПМ. Для пояснення цього нагадаємо твердження роботи [8], в якій зазначено, що змістовною передумовою, «аксіоматичною підставою» щодо можливості існування сепарабельної моделі складних процесів, являється *системна єдність всіх властивостей* досліджуваного процесу. При тому в СПМ контрольовані властивості через високу складність зв'язків подаються *окремими* характеристиками у вигляді часових рядів. Таким чином, *змінні інтервали* спо-

стережень також є окремою ознакою процесу, його властивістю поряд з іншими характеристиками. Тому сепарабельну модель (СПМ) процесу моніторингу ЧРПНІ $F(t)$ представляють у вигляді

$$SpM(t) = SpM_i(k) \cup \{SpM_i(SpM_i(k))\}, i=1, 2, \dots, q \quad (3)$$

де позначено, як t – координата часу, i – індекси вектору характеристик процесу моніторингу, k – порядковий номер рівня вибірки даних $SpM(k)$. Таким чином СПМ (11) утворюється шляхом поєднання моделей окремих характеристик $F(t)$ розрахованих для моментів, визначених на основі нечіткої моделі часу процесу $SpM_i(k)$.

Задача формування РСМ полягає в уведенні до моделей процесів, представлених ЧРПНІ, додаткових об'єктивних властивостей у формі нечітких відношень, НРМ. При тому далі необхідно виконувати агрегування результатів, отриманих з використанням СПМ і НРМ, у формі подібній (2). Відзначимо суттєву відмінність правил, які застосовує структура нечітких реляційних відношень першого та другого порядку НРМ, від відношення n -го порядку (1). Процедури (1) встановлюють зв'язки між рівнями *одного* виміру, на відміну від цього модель НРМ визначає зв'язки між рівнями *різних* вимірів, окремими характеристиками моделей процесів ЧРПНІ, які узгоджені між собою за номером кроку (етапу процесу).

Загальна форма моделювання за РСМ для показника $V(*)$ на основі результатів сепарабельної $V(Y)$ та нечіткої реляційної моделі $V(\Delta)$ процесу, отримана шляхом процедури експонентного згладжування, представлена у вигляді (4), де параметр « w » розраховується методом найменших квадратів

$$V(Y, \Delta, w) = w \cdot V(Y) + (1-w) \cdot V(\Delta), \quad 0 \leq w \leq 1. \quad (4)$$

За (4) комбінуванням не можливо погіршити результати СПМ і НРМ.

Процедура формування і реалізації СПМ для показників $V(Y)$ приведена у [14]. Представимо структуру моделювання за НРМ для процесів з одновимірними показниками. При цьому вихідні дані представляють числові послідовності пар величин рівнів « k »– («інтервал», «показник»)

$$(T, V) = \{(\Delta T(k), \Delta V(k))\}, k = 1, 2, \dots, n. \quad (5)$$

Величини (T, V) можуть бути дійсними або нечіткими, а інтервали нерівномірними. При моделюванні за НРМ передбачається перехід від довільних типів даних (5) до нечітких рис.1, певного вигляду, трикутних рис.2. Для забезпечення цього застосовуються загальновідомі процедури [6]. Щоб спростити виклад графічно представимо лише результати формування моделей.

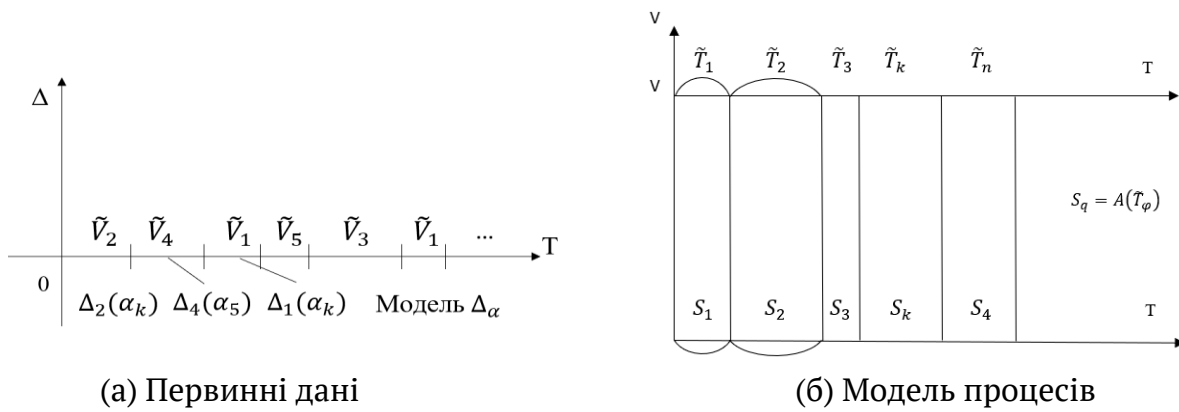


Рисунок 1 - Модель нечітких інтервалів та їх апроксимації

На рис. 1 приведені результати етапу попереднього моделювання даних (13) за допомогою системи нечітких трикутних величин рис. 2, які далі застосовуються для формування нечітких відношень першого та другого порядку, що утворюють НРМ. В результаті застосування апроксимацій S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 рис. 2, відображають область можливих значень показників (Т, V), вхідним даним рівнів процесу приписують трійку ознак – («номер S_j », ступінь приналежності « μ_j », код формули трикутної моделі (ліва (значення менше центру, права – більше чи рівні))). Для зменшення числа показників при зберіганні прийнята наступна умова – для значень термів зліва від центру показник « μ_j » записують з мінусом, тобто « $-\mu_j$ », а для значень характеристик більших ніж центр « μ_j ». Саме такі показники використовуються далі при формуванні відношень НРМ і в процедурах моделювання, аналізу та прогнозування. Наприклад, для значення S_2 рис. 2 ознака приналежності до S_2 буде « $\mu_j = -0.7$ », а для S_3 « $\mu_j = 0.9$ ».

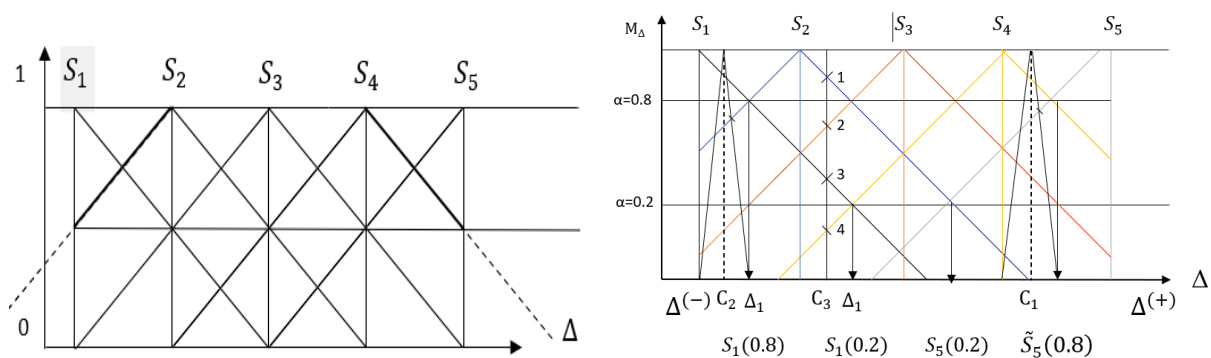


Рисунок 2 - Системи трикутних моделей для апроксимації «розмитой» області змін інтервалів між спостереженнями S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 ..

Зауважимо, що наведена вище форма представлення апроксимацій S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 фактично реалізує принцип дефазифікації по «максимуму функції

приналежності», відповідно якому відбирається терм S_j з найбільшим показником ступеня приналежності « μ_j ».

Рисунок також демонструє перетворення нечіткої послідовності S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 при моделювання на основі α -рівнів [6]. На рисунку величини C_1, C_2, C_3 являються центрами нечітких моделей, для яких необхідно отримати дійсні послідовності величин з перемінним кроком, використовуючи моделі апроксимації S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 . На наступних етапах такі послідовності з перемінним кроком обробляються алгоритмами СПМ.

Відповідно до рис. 3 для різних (кожного) α -рівнів будуть отримані дві послідовності нерівномірних інтервалів – для лівого та правого рівняння моделей термів, як трикутних чисел рис. 2. Для прикладу наведені послідовності на рівнях α_1, α_2

$$\begin{aligned} a_1 : R_1^{(1)}(\Delta_1; \Delta_4; \Delta_8; \dots); R_2^{(1)}(\Delta_3; \Delta_7; \Delta_{10}; \dots); \\ a_2 : R_1^{(2)}(\Delta_1; \Delta_5; \Delta_9; \dots); R_2^{(2)}(\Delta_2; \Delta_6; \Delta_{10}; \dots); \end{aligned} \quad (6)$$

Послідовності типу (6) використовуються для відображення і

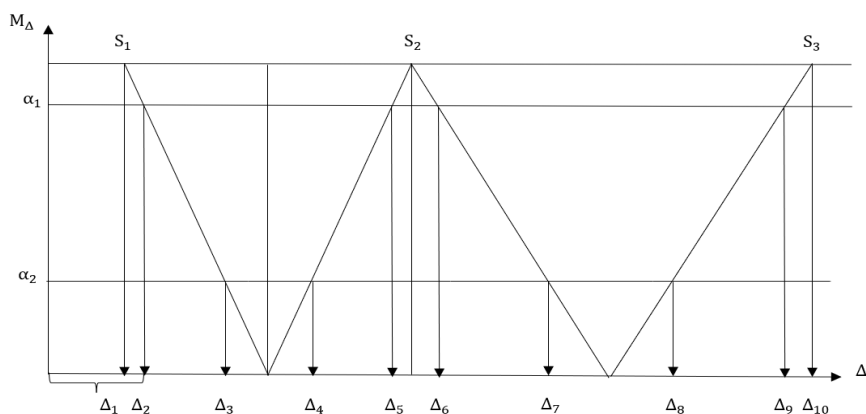


Рисунок 3 - Утворення α -рівневих послідовностей нерівномірних інтервалів

формування складових РСМ, і подальшого аналізу та прогнозування нечітких процесів у вигляді моделей з перемінним кроком між спостереженнями.

Головний зміст представленого підходу формування РСМ полягає в тому, щоб використовувати не лише сепарабельну модель СПМ, а комбінувати її результати з НРМ. На відміну від СПМ, в яких кожний параметр формується незалежно від інших, а вони узгоджуються на основі номерів спостережень (11), в НРМ безпосередньо формується модель зв'язків між нечіткими кроками у часових інтервалах та змінами контрольованого параметру процесів. Модель НРМ змістовно відтворює нечітку регресію, яка дозволяє на основі поточних та попередніх значень (номери термів нечіткої величини S_j) характеристик процесу визначити, до яких нечітких величин процес «перейде» на наступному

своєму кроці, етапі. То ж за попередніми НВ (S_i) будуть відтворені терми (дефазифікація), які визначають НВ що очікувані на наступному кроці процесу.

Як зазначено, НРМ процесу являє систему реляційних відношень виду:

$$R(V, T) = \{R_V(V, V); R_T(T, T); R_{V1}(V^*V, V); R_{TV}(T^*V, T); R_{VT}(T^*V, V); R_{V2}(T^*T, V^*V, V); R_{T2}(T^*T, V^*V, T)\}. \quad (7)$$

Компоненти (7) $R_V(V, V)$, $R_T(T, T)$ не мають зв'язків з попередніми етапами, мають «нульовий» порядок; порядок інших відношень (7) визначається числом попередніх етапів, що враховуються моделлю.

Процедури формування та використання компонентів (7) подібні між собою. Сутність та призначення цієї математичної моделі полягає в представлення процесів перетворення нечітких послідовностей апроксимацій S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 для часових характеристик інтервалів (ПТ), а також таких характеристик для контрольованих показників процесів (ПР), у реляційну (табличну) модель як нечіткого відношення. В якості однієї (вхідної) координати відношення виступає або період ПТ (заданий можливими нечіткими величинами), або показник процесів (ПР) (свої нечіткі величини). На перетині рядку та стовпця стоїть значення очікуваного нечіткого показника, як результат прогнозування наступного кроку. Розглянемо основні варіанти (7).

Моделі нечітких відношень $R_{TV}(T^*V, T)$; $R_{VT}(T^*V, V)$ мають метою представлення зв'язків $(\Delta T_k, \Delta V_k \rightarrow \Delta T_{k+1}(I))$ також $(\Delta T_k, \Delta V_k \rightarrow \Delta T_{k+1}(II))$

Структура реляційних таблиць подана на рис. 4, де формування складових РСМ, і подальшого аналізу та прогнозування нечітких процесів у вигляді моделей з перемінним кроком між спостереженнями. На рис. 4 позначено

$$Z_i = \begin{cases} \tilde{T}_q, \text{ для моделі (I)} \\ \tilde{V}_r, \text{ для моделі (II)} \end{cases}$$

$\Delta V \backslash \Delta T$	$\tilde{V}_1$	$\tilde{V}_2$	$\tilde{V}_3$	$\tilde{V}_4$	$\tilde{V}_5$
T_1	Z_1	Z_5	Z_2	Z_5	Z_3
T_2	Z_3	..	..		
T_3					
T_4		..	..		
T_5	Z_3	Z_4	Z_1	Z_5	Z_2

Рисунок 4 - Структура із представлення змішаних відношень $R_{TV}(T^*V, T)$; $R_{VT}(T^*V, V)$ (період часу / показник)

Структури відношень рис. 4 однакові, але значення Z_i побудовані за даними для ΔT , модель (I) або за даними для ΔV , модель (II). У змішаних відношеннях $R_{TV}(T^*V, T)$; $R_{VT}(T^*V, V)$ значення прогнозованих показників визначається за рахунок перевірки всіх величин вихідних даних для $\{T, V\}$, що відповідають номерам рівня $\langle k \rangle$, як моделі наступного кроку для показників процесу.

Приведемо модель та процедуру аналізу та прогнозування НЧП на основі реляційного відношення другого порядку, за якими наступний елемент (очікувана на наступному кроці нечітка величина) визначається по двох попередніх як для параметру часу (T), так і для контрольованого параметру (V). Змістовно модель реляційного відношення другого порядку формується таким чином, щоб відобразити вхідний процес, поданий через апроксимації S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 , у вигляді табл. 1. А саме для всього процесу (подібно до формування таблиць рис. 4) послідовно визначають пари значень для $\{T, V\}$, через номери яких встановлюються рядки та стовпи табл. 1, в котрі необхідно ввести інформацію про наступний крок процесу (окремо для процесу T і V номери апроксимацій S_j , значення ступенів приналежності ін.). Процедура моделювання за табл. 1 наведена далі.

При неможливості застосування реляційної моделі табл.1, що потенційно можливо через, наприклад, відсутність в вихідній послідовності даних всіх передбачених табл.1 варіантів послідовностей (S_1, S_2, S_3, S_4, S_5), процедура рис. 4 використовується двічі. За ці два кроки наближено виконається урахування двох попередніх етапів процесу. При тому використовують сформовані таблиці безпосередньо для відношень першого порядку. Для реалізації моделі другого порядку використовують поточні значення вхідних (номер рядку, наприклад, i_1) та вихідних (номер стовпця, наприклад j_1) показників реляційних таблиць. При цьому на підставі значень (i_1, j_1), використовуючи таблиці для показників T, визначається номер рядку прогнозу, наприклад, i_2 , а за таблицею вихідних характеристик (номер стовпця, наприклад j_2). Після цього на підставі значень (i_1, j_1) визначаються номери величин, що визначають прогноз відповідно до моделі другого порядку, наприклад (i_3, j_3). Саме ці значення (**i_3, j_3**) мали зберігатися в табл. 1 для моделі відношення 2-го порядку, $(i_1, i_2, j_1, j_2) \rightarrow (i_3, j_3)$.

Процедура прогнозування на основі моделей процесу (8) відбувається таким чином. Нехай для поточного кроку процесу $\{T, V\}$ відомі попередньо визначені значення $\tilde{T}_{i_1}, \tilde{T}_{i_2}, \tilde{V}_{j_1}, \tilde{V}_{j_2}$. Тоді на основі продукційних моделей (8) можуть бути визначені НВ для V_{iq}, T_{ip} . За допомогою базових моделей цих НВ можна роз-

рахувати (функція дефазифікації [6]) числові параметри наступного кроку процесу. Це забезпечить можливість перейти до нового $\langle k+1 \rangle$ кроку (та до оцінки значень відповідних рівнів) процедур аналізу або прогнозування.

Таблиця 1

Структура моделі реляційного відношення другого порядку

step	(n-1)	V_1	V_1	V_1	V_2	V_2	V_2	V_3	V_3	V_3	...
(n-1)	(n)	V_1	V_2	V_3	V_1	V_2	V_3	V_1	V_2	V_3	...
T_1	T_1	$\Gamma_{11,11}$									
T_1	T_2			$\Gamma_{13,12}$							
T_1	T_3							$\Gamma_{i1i2,j1j2}$			
T_2	T_1			$\Gamma_{21,13}$							
T_2	T_2										
T_2	T_3			$\Gamma_{i1i2,j1j2}$			$\Gamma_{23,23}$				
T_3	T_1										
T_3	T_2							$\Gamma_{32,31}$			
T_3	T_3										

Реляційні відношення другого порядку визначають зв'язки процесу

$$\begin{aligned}
 R_v : \tilde{T}_{i1}, \tilde{T}_{i2}, \tilde{V}_{j1}, \tilde{V}_{j2} &\rightarrow V_{iq} (q \in \{1.2.3\}) \\
 R_v : \tilde{T}_{i1}, \tilde{T}_{i2}, \tilde{V}_{j1}, \tilde{V}_{j2} &\rightarrow V_{ip} (p \in \{1.2.3\}) \\
 r_{i1i2, j1j2} &= \begin{cases} T_i \text{ для } R_i(*) \\ V_j \text{ для } R_v(*) \end{cases} \quad (8)
 \end{aligned}$$

Необхідно відзначити особливості процедур аналізу та прогнозування процесів НЧР на основі НМР (7). В запропонованих продукційних моделях і алгоритмах (7) – (8), отриманих на основі спостережень процесів, можливі «зупинки», якщо в первинних даних немає необхідних послідовностей зміни кроків (інтервалів/значень). При цьому тут передбачена необхідність використовувати відношення (7) різного рангу, розпочинаючи з другого. Якщо відношення другого рангу не дозволяють визначити очікувані величини наступного кроку процесу, використовують відношення першого або нульового рангу. У разі відсутності необхідних прогнозованих величин, виконується «зупинка» алгоритмічного процесу аналізу чи прогнозування.

При розрахунках контрольованих показників моделей НРМ, представлених нечіткими відношеннями (7), (8) для дискретних НВ таблиць використовується метод «центр ваги» (9)

$$B(S_j)^* = \frac{\sum B_k^* \mu_k}{\sum \mu_k} \quad (9)$$

Рівняння (9) записане для випадку, в якому для прикладу прогнозованим за (15) термом був (S_j) із показником приналежності « μ_j ». Моделі апроксимацій $S_1, S_2, S_3, S_4, S_5..$ – відомі, тому для всіх (S_k) $k = 1, 2, \dots$ при заданому « μ_j » розраховуються їх показники « μ_k » для рівня « α_j » = « μ_j », рис.2, а також відповідні їм значення характеристик (B_k) . На основі цих величин визначаються значення (9).

В результаті розробок, моделювання та досліджень було встановлено, що запропонований підхід до процесів при ЧРПНІ, за яким для моделей СПМ послідовно виконується процедури переходу від «ЧРПНІ довільного типу НВ» - «ЧРПНІ з трикутними моделями НЧР (апроксимація НЧР)» - «ЧР з перемінним кроком спостережень для системи α -рівнів» - «аналіз та прогнозування дійсних ЧР з перемінним кроком для сукупності α -рівнів» - «узагальнення результатів дослідження ЧР з перемінним кроком на α -рівнях методами скаляризації, «центр тяжіння», являється раціональним та результативним. Для реляційних моделей НРМ процесів ЧРПНІ використовуються процедури формування нечітких відношень (7), (8), відповідно них визначаються характеристики цих процесів з використанням (9). Загальна форма моделювання за РСМ процесу ЧРПНІ визначається комбінованою моделлю (4), що записана відповідно для показника $V(*)$ на основі результатів СПМ сепарабельної $V(Y)$ та НРМ, нечіткої реляційної моделі $V(\Delta)$.

На основі (7) було розроблене програмне забезпечення, загальна структура якого наведена на рис. 5. На рис. 5 блоки визначають наступне: Б1 – Комплекс функцій з управління даними у базі даних спостережень; Б1.1 – пошук моделей процесів у БД; Б1.2 – збереження, контроль, формування даних у БД; Б1.3 – видалення даних моделей процесів з БД; Б2 – функції формування даних вихідних процесів для дослідження; Б2.1 – уведення даних процесів для нечіткого моделювання, які представлені дійсними числами (H, T) , де – послідовність «Н» величини показника, упорядкованими за номерами спостережень, а «Т» - інтервали між спостереженнями; Б2.2 – відображення даних (H, T) ; Б2.3 – збереження моделі у БД; Б3 – Комплекс функцій моделювання процесів (H, T) нечіткими величинами, детермінованими структурами, відношеннями; Б3.1 – аналіз та розмноження даних (H, T) методами «бутстреп» [13];

Б3.2 – структурування окремих послідовностей «Н» та « $\Delta T(T)$ », визначення системи нечітких лінгвістичних змінних та їх термів для відображення послідовностей «Н» та « $\Delta T(T)$ » нечіткими трикутними НВ; Б3.3 – Дослідження властивостей послідовностей «Н» та « $\Delta T(T)$ »; Б3.3.1 – формування і дослідження результатів нечіткої апроксимації послідовності « $\Delta T(T)$ » ; Б3.3.2 – моделювання даних нечіткої апроксимації, вибір структури та оптимізація форм нечітких термів, представлення і відображення результатів нечіткої апроксимації послідовності « $\Delta T(T)$ » ; Б3.3.3 – формування реляційної моделі процесу для («Н» та « $\Delta T(T)$ » та ін.); Б4. Формування моделей для аналізу процесів («Н» та « $\Delta T(T)$ »), розрахунків та прогнозування результатів нечіткого моделювання; Б4.1 – моделювання нечітких апроксимацій процесів («Н» та « $\Delta T(T)$ ») ; Б4.1.1 – формування α -рівневих моделей нечітких апроксимацій процесів («Н» та « $\Delta T(T)$ »); Б4.1.2 – формування нерівномірних послідовностей моделей (Н, Т); Б4.2 – процедури прогнозування нечітких апроксимацій процесів («Н» та « $\Delta T(T)$ ») ; Б4.2.1 – формування результатів α -рівневих моделей нечітких апроксимацій процесів («Н» та « $\Delta T(T)$ ») ; Б4.2.2 – скаляризація результатів α -рівневих моделей; Б4.2.3 – розрахунок і представлення результатів прогнозування на встановлений період часу.

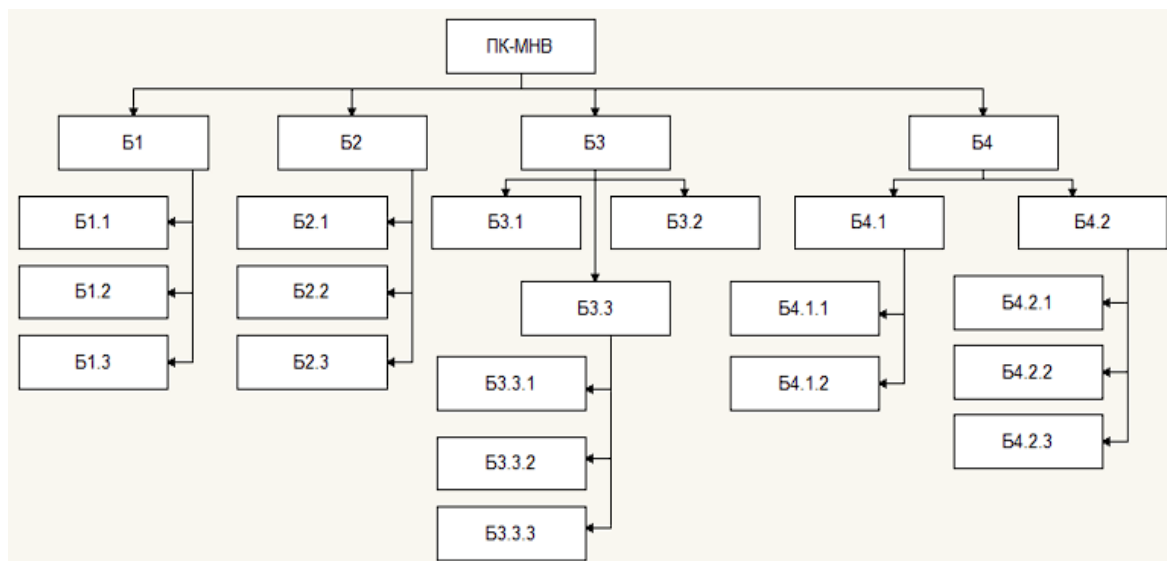


Рисунок 5 – Структура програмного комплексу з аналізу та моделювання процесів ЧРПНІ на основі РСМ

Моделювання процесів клінічного моніторингу при нечітких інтервалах (в термінах нечіткого кроку) [4] в цьому дослідженні було застосовано через скла-

дну структуру опису послідовностей інтервалів між контрольними спостереженнями процесів реабілітації.

Результати виконаних досліджень щодо моделювання ЧРПНІ далі були використані при формуванні програмного забезпечення щодо моделювання та прогнозування характеристик моніторингу процесів реабілітації хворих на діабет, з урахуванням їх особливостей. До головних відмінностей моніторингу процесів реабілітації хворих були віднесені наступні - урахування нечітких інтервалів між спостереженнями, а також індивідуальність моделей (ІМ) процесів для кожного клієнта. Застосування ІМ дозволяло у певному наближенні вирішувати головні завдання процесів реабілітації. А саме – перше, прогнозувати максимальні періоди (у дійсній або нечіткій формі) до стану/подій, що визначені певними вимогами; – друге, визначати можливість небезпечних оцінок показників моніторингу процесів реабілітації хворих.

Висновки. В статті для підвищення точності та ефективності моделювання і аналізу процесів, представлених часовими рядами з перемінними та нечіткими інтервалами, ЧРПНІ запропонована нова реляційно-сепарабельна модель (PCM) і комбінований квантильний алгоритм. Реляційна модель визначається системою нечітких реляційних відношень першого та другого порядку (НРМ), отриманих на основі вихідної послідовності даних. У комбінованому алгоритмі результати розрахунків, отримані за СПМ і моделями нечітких реляційних відношень, узагальнювалися при оптимальному виборі вагових коефіцієнтів для окремих складових. У дослідженнях шляхом числового моделювання було встановлено, що запровадження комбінованих PCM моделей процесів при ЧРПНІ являється раціональним та результативним. Приклади аналізу даних моніторингу процесів реабілітації хворих на діабет показали певні можливості забезпечення вимоги до точності результатів аналізу показників та їх короткострокового прогнозування. У статті встановлено певні можливості щодо підвищення точності та числової ефективності алгоритмів моделювання процесів моніторингу з перемінним та нечітким кроком спостережень, які були отримані на основі PCM моделювання, та при їх порівнянні з відомими розрахунками.

ЛІТЕРАТУРА

1. David J. Forecasting Data Published at Irregular Time Intervals Using an Extension of Holt's Method: Published by: INFORMS Stable URL: Accessed: 26-05-2015 UTC REFERENCES: http://www.jstor.org/stable/2631582?seq=1&cid=pdf-reference#references_tab_contents

2. Elorrieta F., Eyheramendy S., Palma W. Discrete-time autoregressive model for unequally spaced time-series observations. A&A 627, A120 (2019) <https://doi.org/10.1051/0004-6361/201935560>, ESO 2019 Astronomy & Astrophysics.
3. Jan Prüser. Adaptive learning from model space. DOI: 10.1002/for.2549.
4. Скалозуб В.В., Мурашов О.В. (2021) Моделювання даних процесів моніторингу при нерівномірних і нечітких інтервалах спостережень. «Системні технології». Випуск 4 (135). 135-148.
5. 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.
6. Piegat A. Fuzzy modelling and control [Text] / Pfysica-Verlag, Heidelberg, 2001. – 698 pp.
7. Koenker R. “Quantile Regression”, Cambridge University Press, NY- 2005. pp. 137 – 143.
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. E. Bas, U. Yolcu and E. Egrioglu, “Intuitionistic fuzzy time series functions approach for time series forecasting”, Granular Computing, 2020.
10. Pal S.S., Kar S. “Fuzzy Time Series Model for Unequal Interval Length Using Genetic Algorithm”. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol. 699 2019.
11. Bernal J.L., Cummins S., Gasparrini A. “Interrupted time series regression for the evaluation of public health interventions: a tutorial”. International Journal of Epidemiology, vol. 46, Issue 1, 2016 pp. 348–355.
12. Carla S. M`oller-Levet, F. Klawonn, Kwang-Hyun Cho and O. Wolkenhauer, “Fuzzy Clustering of Short Time-Series and Unevenly Distributed Sampling Points”, Advances in Intelligent Data Analysis V, 2003 pp. 330–340.
13. Геєць В.М. Моделі і методи соціально-економічного прогнозування /Геєць В.М., Клебанова Т.С., Черняк О.І. – Харків: ВД «ІНЖЕК», 205. – 396 с.
14. Скалозуб В.В. Методи інтелектуального моделювання процесів з перемінним інтервалом спостережень та конструктивного упорядкування «з вагою» / Скалозуб В.В., Білий Б.Б., Галабут О.О., Мурашов О.В.. // Системні технології. – 2020. – Випуск 5 (132). – С. 83-98.

REFERENCES

1. David J. Forecasting Data Published at Irregular Time Intervals Using an Extension of Holt's Method: Published by: INFORMS Stable URL: Accessed: 26-05-

- 2015 UTC REFERENCES: http://www.jstor.org/stable/2631582?seq=1&cid=pdf-reference#references_tab_contents
2. Elorrieta F., Eyheramendy S., Palma W. Discrete-time autoregressive model for unequally spaced time-series observations. A&A 627, A120 (2019) <https://doi.org/10.1051/0004-6361/201935560>, ESO 2019 Astronomy & Astrophysics.
 3. Jan Prüser. Adaptive learning from model space. DOI: 10.1002/for.2549.
 4. Skalozub V.V., Murashov O.V. (2021) Modeling of data monitoring processes with uneven and unclear observation intervals. "System technologies". Issue 4 (135). 135-148.
 5. 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.
 6. Piegat A. Fuzzy modelling and control [Text] / Pfysica-Verlag, Heidelberg, 2001. – 698 pp.
 7. Koenker R. "Quantile Regression", Cambridge University Press, NY- 2005. pp. 137 – 143.
 8. Tahseen A., Aqil S., Burney Cemal A. A New Quantile Based Fuzzy Time Series Forecasting Model. <https://publications.waset.org/14214/pdf>
 9. E. Bas, U. Yolcu and E. Egrioglu, "Intuitionistic fuzzy time series functions approach for time series forecasting", Granular Computing, 2020.
 10. Pal S.S., Kar S. "Fuzzy Time Series Model for Unequal Interval Length Using Genetic Algorithm". Advances in Intelligent Systems and Computing, vol. 699 2019.
 11. Bernal J.L., Cummins S., Gasparrini A. "Interrupted time series regression for the evaluation of public health interventions: a tutorial". International Journal of Epidemiology, vol. 46, Issue 1, 2016 pp. 348–355.
 12. Carla S. M'oller-Levet, F. Klawonn, Kwang-Hyun Cho and O. Wolkenhauer, "Fuzzy Clustering of Short Time-Series and Unevenly Distributed Sampling Points", Advances in Intelligent Data Analysis V, 2003 pp. 330–340.
 13. Models and methods of socio-economic forecasting / Geets V.M., Kleba-nova T.S., Chernyak O.I. - Kharkiv: VD "INZHEK", 205. - 396 p.
 14. Skalozub V.V. Methods of intellectual modeling of processes with a variable interval of observations and constructive ordering "with weight" / Skalozub V.V., White B.B., Galabut O.O., Murashov O.V. // System technologies. – 2020. – Issue 5 (132). - P. 83-98.

Received 17.04.2023.
Accepted 19.04.2023.

***Relational-separable models of monitoring processes at variable
and unclear observation intervals***

The article is devoted to the development of combined models, methods and tools designed to solve the current problems of modeling and analysis of monitoring process data, which are represented by time series and differ in variable or fuzzy observation intervals (CHRPNI). In the article, a new relational separable model (RSM) and a combined quantile algorithm are proposed to increase the accuracy and efficiency of modeling and analysis of the processes of CHRPNI. The relational model is defined by a system of fuzzy relational relations of the first and second order obtained on the basis of the original sequence of data. In the combined algorithm, the results of calculations obtained by SPM and models of fuzzy relational relationships were generalized with the optimal selection of weighting factors for individual components.

As a result of the conducted research by means of numerical modeling, it was established that the introduction of combined process models in the case of PNEU is rational and effective. Examples of data analysis of monitoring processes of rehabilitation of diabetic patients showed certain possibilities of ensuring the accuracy of the results of the analysis of indicators and their short-term forecasting.

Keywords: monitoring processes, uneven and fuzzy sampling interval, separable model, fuzzy relational relations, relational-separable model, combined quantile algorithm, monitoring of patients' condition.

Скалозуб Владислав Васильович - професор, каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, УДУНТ.

Горячкін Вадим Миколайович – зав. каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, УДУНТ.

Мурашов Олег Вячеславович - аспірант, каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, УДУНТ.

Skalozub Vladyslav - professor, dep. “Computer and Information Technology”, Ukrainian State University of Science and Technology, USUST.

Horiachkin Vadim – Head of dep. “Computer and Information Technology”, Ukrainian State University of Science and Technology, USUST.

Murashov Oleg - post-graduate student, Dep. “Computer and Information Technology”, Ukrainian State University of Science and Technology, USUST.