

УДК 004.94:519.87

В. В. СКАЛОЗУБ^{1*}, В. М. ГОРЯЧКІН^{2*}, І. В. КЛИМЕНКО^{3*}, О. В. МУРАШОВ^{4*}

^{1*}Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 35, ел. пошта v.v.skalozub@ust.edu.ua, ORCID 0000-0002-1941-4751

^{2*}Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 35, ел. пошта vgoqa@ukr.net, ORCID 0000-0002-8952-952X

^{3*}Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 35, ел. пошта i.v.klymenko@ust.edu.ua, ORCID 0000-0001-5149-3974

^{4*}Каф. «Комп'ютерні інформаційні технології», Український державний університет науки і технологій, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38 (056) 373 15 35, ел. пошта al.dp.ua@gmail.com ORCID 0000-0003-1815-6508

Комплексні багатовимірні нечіткі моделі процесів моніторингу та реабілітації хворих із нерівномірним інтервалом спостережень

Мета. Робота присвячена розвитку математичних моделей і методів нечіткого моделювання багатовимірних часових рядів (МЧР) для процесів моніторингу та реабілітації хворих із нерівномірними інтервалами між спостереженнями. У МЧР враховано системні властивості та єдності компонентів досліджуваних процесів шляхом формування комбінованих/комплексних багатовимірних нечітких моделей (CFTS). **Методика.** Реалізація моделей CFTS враховує власні ознаки зазначених процесів. Особливість CFTS полягає в тому, що нерівномірні інтервали спостережень, як і інші параметри, відображають системну єдність саме контрольованого процесу, а не встановлену зовні форму спостережень, регламент. CFTS узагальнюють моделі багатовимірних нечітких часових рядів порядку n із m вхідними і одним результуючим параметром, тобто різні компоненти можуть мати неоднаковий порядок передісторії n , окремі параметри можуть вимірюватися різними типами даних та формами невизначеності. **Результати.** У статті представлена комплексна вдосконалена структура моделей CFTS порядку n з m вхідними і одним результуючим параметром, яка пристосована до властивостей процесів моніторингу та реабілітації з нерівномірними інтервалами спостережень. Для формування CFTS запропонована поетапна процедура, яка дозволяє формувати склад параметрів. Подано приклад моделювання процесу реабілітації хворих на діабет на основі CFTS, який демонструє її відмінності та ефективність. Наведено порівняльні властивості моделей CFTS та моделей FTS. **Наукова новизна.** Отримано розвиток моделей і методів МЧР процесів моніторингу та реабілітації за нерівномірних інтервалів, сформовано комплексні моделі CFTS. Відмінність CFTS полягає в тому, що компонента нерівномірних інтервалів представлена як інші мультипараметри m , що можуть мати різний порядок передісторії n , а також різні типи даних та форми невизначеності. Запропоновано процедуру поетапного формування складу параметрів моделей CFTS. **Практична значимість.** Моделі CFTS забезпечують реалізацію мультипараметричних процесів моніторингу та реабілітації за нерівномірних інтервалів спостережень, спрощують структуру та зменшують кількість реляційних відношень, дозволяють усувати конфлікт продукційних правил у разі забезпечення необхідної точності результатів. Приклад моделювання процесу реабілітації хворих на діабет із такими параметрами, як рівень цукру, інтервал між спостереженнями, показник тиску крові, підтвердив достовірність і практичну значимість моделей CFTS.

Ключові слова: мультипараметричні процеси; моніторинг; реабілітація; нерівномірний інтервал; комплексні нечіткі моделі; аналіз і прогнозування

Вступ

Завдання щодо проблематики досліджень і моделювання процесів, представлених часовими рядами (ЧР) спостережень із різними властивостями, а також за нерівномірних інтервалів спостережень, сьогодні є одним із найбільш актуальних [1, 4, 13, 14]. Вирішенню широкого кола фундаментальних та прикладних завдань цього напрямку присвячено багато досліджень, кількість яких постійно зростає [8, 10, 13, 14].

Відзначено значну різноманітність форм та моделей відображення властивостей нерівномірних інтервалів щодо типів застосовуваних величин (детерміновані, інтервальні, нечіткі різних типів, інші) [5, 9, 11, 17]. Притому в моделях також враховують усе більше компонентів, характеристик та властивостей, які притаманні досліджуваним процесам [8, 12, 15–17]. Через можливі особливості та відмінності окремих властивостей досліджуваних процесів, різнома-

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

нітність типів даних виникає ще більше ускладнення математичних і відповідних комп'ютерних та інших моделей. Стрімке зростання потоків даних в інформаційних та інших системах, характерних для Індустрії І4.0 [7], технологій великих даних [2, 3] та інтернету речей (IoT) [3] підвищують актуальність і вимоги до завдань аналізу й моделювання процесів за нерівномірних інтервалів спостережень. Серед такого типу процесів важливе місце посідають процеси моніторингу та реабілітації, деякі з них представлені в [1, 4, 5]. Важливими прикладами завдань моніторингу процесів залізничного транспорту є завдання управління експлуатацією парків технічних систем на основі параметрів поточного стану (вагонні парки [1], парки електричних двигунів (ЕД) стрілочних переводів [1, 9], ін.). Під час визначення послідовностей обслуговування ЕД на основі прогнозованих станів вирішують завдання, характерні для процесів реабілітації [1], які за формальними ознаками подібні до лікування хворих [9].

У роботі показано, що завдання моделювання та аналізу процесів моніторингу й реабілітації за даними спостережень за нерівномірних інтервалів спостережень має власні ознаки й потребує розвитку та вдосконалення комбінованих багатовимірних нечітких моделей. Представлення такого нового класу моделей, методики їх формування та алгоритмів їх функціонування складають предмет нашого дослідження. Щоб змістовно окреслити сутність завдання щодо комбінованих багатовимірних нечітких моделей, наведемо приклад процесів реабілітації хворих на діабет [6], який показує відмінність окремих властивостей і необхідність використання кількох різних типів даних. У цілому зазначено, що такий процес реабілітації передбачає формування математичних моделей для кількох узгоджених нечітких послідовностей із різнотипними ознаками та нерівномірним інтервалом спостережень. У представленій статті наведено приклад моніторингу та моделювання процесів реабілітації хворих з трьома компонентами аналізу (комбіновані нечіткі мультимоделі) – рівень цукру ($u_1(s)$, дійсне число), інтервал між спостереженнями ($u_2(\tau)$, нечітка величина типів 1 або 2), показник тиску крові ($u_3(p)$, нечітка величина першого типу). Під час формування таких індивідуальних для кожного пацієнта моделей процесів реабілітації

необхідно забезпечити можливість визначення оцінки очікуваного інтервалу (τ) до наступного контрольованого спостереження (або кілька кроків процесу) та очікувані при цьому показники (s), (p). Зазначимо, що показник (p) є тут вторинним, факультативним, а призначення (p) розглянуто в подальшому.

Прогнозування ЧР є потужним інструментом планування та прийняття рішень порівняно з традиційними статистичними моделями. Наведемо важливі для нашого дослідження нові досягнення і проблеми щодо моделювання та прогнозування недетермінованих процесів із нерівномірним інтервалом спостережень на основі багатовимірних нечітких моделей, MFTS [12, 14]. Методи нечітких часових рядів (FTS) було введено на початку 1990-х років для обробки невизначеності даних та для перевірки статистичних припущень про лінійність. Багато досліджень повідомляють про їх хорошу точність, простоту, потенціал для інтерпретування результатів та зниження обчислювальної складності. Загальноприйнята форма моделювання на основі FTS наведена в багатьох роботах, але має різноманітні вдосконалення, які забезпечують ефективність алгоритмів і точність результатів аналізу та прогнозування [14, 16–18]. Представлена стаття відповідає саме цьому напрямку розвитку моделей FTS (Fuzzy Time Series).

Мета

Наше дослідження спрямоване на вирішення завдань щодо проблеми нечіткого моделювання багатовимірних часових рядів для процесів моніторингу та реабілітації з урахуванням нерівномірних інтервалів між спостереженнями. При цьому відзначено системну ознаку моделей, яка полягає в тому, що перемінні інтервали спостережень відображають саме контрольований процес, а не встановлену форму спостережень (зовнішні процедури чи ознаки) значень параметрів. Для розвитку моделей та процедур багатовимірних нечітких часових рядів необхідно враховувати наведені головні властивості названих процесів, що забезпечується шляхом формування комбінованих/комплексних багатовимірних нечітких моделей (CMFTS). Зазначимо, що CMFTS/CFTS застосовують у першу чергу до процесів моніторингу та реабілітації (у статті в разі захворювання на діабет).

Методика

Моделі, методи й засоби аналізу та прогнозування недетермінованих процесів у формі ЧР за нерівномірних інтервалів спостережень та неточно визначених даних являють собою сучасний та актуальний напрям досліджень.

Із метою підвищення точності результатів моделювання та ефективності інструментарію в літературі було запропоновано різні типи моделей FTS, огляд яких наведено в [10, 11, 13, 14]. Далі для скорочення обсягу матеріалу наведемо дотичні до предмета статті дослідження із [14] без посилання на окремі першоджерела, а лише на авторів. У моделях FTS важливим компонентом є процедури дефазифікації, зокрема з варіаціями правил відповідно до моделі Чена. У них як прогнозоване беруть середньозважене значення середніх точок нечітких множин у правій частині правила. Одним із методів уточнення результату прогнозування є використання вагових коефіцієнтів. У моделях зважених правил ці ваги визначають за допомогою різних методів, наприклад, нечіткі набори номерів індексів або кількість входжень переходу в даних. У методі скаляризації дефазифіковане значення отримують на основі евклідових відстаней, індексів FLR, замість точної відповідності FLR. Також прогнозоване значення обчислюють комбінацією глобальної інформації, пов'язаної з відповідною FLR, і локальної інформації про останні нечіткі коливання. Дуру і Булут запропонували модель, у якій останній фактор значення та попередні шаблони помилок використовують для прогнозування наступного значення за допомогою нечіткого інтегрованого логічного прогнозування (FILF) та розширеного алгоритму FILF (E-FILF). Тео зі співавторами представили комбінацію методу центру тяжіння та адаптивної моделі очікування для розрахунку прогнозованого вихідного значення.

Відзначимо, що виконані дослідження були зосереджені на різних стратегіях розрахунку вагових показників у процесах дефазифікації. Наприклад, зважене за трендом повторення FLR в FLRG, упорядковане зважене агрегування (OWA), обчислення ступенів належності, використання ваги кожного нечіткого логічного відношення, а також засновані на повторенні та хронологічному порядку або порядку тренду,

розрахунок оптимальних векторів зважування та ін.

У Sadaei et al прогнозований результат скориговано з урахуванням кількості активних правил та очікуваної середньої точки кожного правила (множення середньозваженого середнього значення їхніх правих результатів та вагових показників). Щоб подолати проблему однакової ваги елементів моделей, була запропонована модель FTS високого порядку (HOFTS) як оновлений метод зваженої суми, в якому кожен шаблон зважують за його активацією з урахуванням очікуваної середньої точки кожного правила та активації правила. Незмінний у часі, заснований на правилах метод високого порядку, відомий як зважений інтервальный FTS, визначає модель (W[I]FTS). Розроблена Сільвою модель W[I]FTS використовує новий метод дефазифікації, заснований на інтервалах. У цій моделі остаточний прогноз обчислюють з урахуванням суми інтервалів правил, зважених за значенням членства кожного правила. У ймовірнісному методі зважених нечітких часових рядів (PWFTS) виходом процесу навчання є ймовірнісно-зважений FTPG (PWFTPG), який додає вагові коефіцієнти до лівої та правої сторін для розрахунку їх нечітких емпіричних імовірностей. Згенеровану модель PWFTPG застосовують для отримання результатів у процесі прогнозування. Його виконують в чотири етапи з трьома типами стратегій дефазифікації, включаючи ймовірнісне, інтервальне та точкове прогнозування.

Хоча до цього часу вже було представлено досить багато методів поліпшення продуктивності FTS моделей, в огляді [14] наведені певні проблеми, які все ще потребують уваги. Основними проблемами, порушеними в багатьох дослідженнях, є такі: багатовимірні методи, прогнозування MIMO (Multiple Input Multiple Output), масштабованість для великих даних, багатовимірні часові ряди, нестационарні FTS, потокові дані та гібридні моделі. Відзначено, що нещодавні роботи вже просунулися у вирішенні цих завдань, а також пропонують нові підходи з ймовірним та інтервальним прогнозуванням у FTS. Запропоновано розділити дослідження на багатовимірні FTS, нестационарні FTS та імовірнісні, а також на Interval FTS.

Багатовимірні нечіткі часові ряди використовують декілька нечітких часових рядів для

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

вирішення проблеми. Як правило, багатовимірні FTS можуть бути згруповані в декілька. Розрізняються такі моделі: вхід з одним виходом (MISO) та множинний вхід із множинним виходом (MIMO).

Зазначено, що деякі багатовимірні моделі FTS широко використовували метод кластеризації для скорочення багатовимірних даних до одновимірних. Цей підхід ґрунтується на кластеризації FCM або використанні інших методів автоматичної кластеризації. Був запропонований алгоритм High-Order Multi-Variable FTS (HMV-FTS), заснований на кластеризуванні FCM. Чен ввів групу нечітких варіацій для прогнозування TAIEX, у якій кожен FVG групує FLRG кожного мінливого їх збігом. Деякі моделі методів багатовимірного прогнозування FTS першого та високого порядку доступні в літературі, включаючи багатовимірну FTS першого порядку, а також деякі публікації щодо багатовимірних FTS високого порядку, посилення на них наведене у [9, 14, 16]. На відміну від звичайних запропоновано новий метод MISO багатовимірних моделей FTS, названий зваженим багатовимірним FTS (WMVFTS).

Модель WMVFTS. WMVFTS підтримує масштабованість для великих даних та автоматичну оптимізацію гіперпараметрів. Однією з основних проблем, пов'язаних із багатовимірною FTS, є складність правил, що зростає разом зі зростанням розмірності процесу. Використання гранул нечіткої інформації (FIG) для відображення багатовимірних часових рядів в одновимірні часові ряди вважають рішенням, заснованим на концепції інформаційної гранули, FIG є підмножиною більш широкої сфери досліджень. FIG мають нечіткі набори (або лінгвістичні терміни), які досить інтерпретовані для досягнення високого рівня когнітивної абстракції людини.

Метод нечітких часових рядів нечітких інформаційних гранул (FIG-FTS) як розширена версія одновимірної моделі PWFTS представляє певну адаптовану і гнучку модель для виконання багатовимірного прогнозування високого порядку на багато кроків уперед. FIG-FTS працює шляхом перетворення багатовимірного часового ряду на одновимірні дані FTS із застосуванням гранул нечіткої інформації (FIG). FIG-FTS – це метод MIMO з можливістю точкового, інтервального та ймовірнісного прогно-

зування. Більше того, запропоновано новий підхід до довгострокового прогнозування, а також до створення узагальненої гранули нечіткої інформації із зональною зміною в часі (GTZ-FIG). Формування інформаційних гранул виконують за допомогою методу покрокового лінійного поділу (SLD). Цей метод представляє собою процедуру поділу змінної довжини і містить як тренд, так і діапазон коливань часового ряду. У цьому дослідженні використано інтервальну нечітку нейронну мережу LSTM типу 2, яка є новою рекурентною нейронною мережею, що враховує механізм LSTM. Згідно з властивостями GZT-FIGs взято модель передбачення подвійної мережі, де моделі FIG з різними тенденціями навчатимуться і прогнозуватимуться у двох незалежних системах виведення відповідно. Цей метод було досліджено на прикладі вирішення проблеми тривалої залежності часових рядів за допомогою реалізації зонарного часового варіанта, коли була застосована нечітка інформаційна гранула.

Відзначено, що нещодавно був запропонований метод, присвячений проблемі багатовимірних часових рядів, у якому автори виконали проєктування вихідних багатовимірних даних у низькорозмірний простір. Для цього були застосовані процедури використання карт Кохонена. На наступних етапах моделювання був використаний зважений багатовимірний метод FTS (WMVFTS) для виявлення правил і прогнозування. Для обробки потокових даних запропоновано Evolving Multivariate FTS (e-MVFTS), що забезпечує адаптивний метод просторово-часового прогнозування для врахування змін у розподілі даних або дрейфу концепцій даних.

Важливе місце в дослідженнях посідає проблема розподілу на квантілі областей варіювання значень недетермінованих процесів. Незважаючи на відомі переваги схем секціонування рівної довжини, їхня продуктивність невелика, коли дані не розподілені рівномірно. Таким чином, у літературі було представлено різні типи методів розбиття на області нерівного розміру. Їх можна розділити на дві групи: математичні методи та методи м'яких обчислень. Існують різні типи математичних методів розбиття, такі як розбиття на основі розподілу та середнього, евристична інформація, заснована

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

на методі Чена, модель розбиття на основі частотної щільності, що виконується автоматично.

Представлені вище результати останніх досліджень свідчать про актуальність завдань щодо вирішення проблеми багатовимірних часових рядів, серед яких необхідно виділити моделювання процесів із нерівномірними інтервалами спостережень.

Відзначимо, що дослідження проблеми на основі застосування інтелектуального боту ChatGPT також підтвердили відсутність на кінець 2021 року закінчених рішень стосовно визначених у нашій статті завдань аналізу та моделювання процесів із нечітким та нерівномірним інтервалом спостережень.

Особливість і новизна сукупності запропонованих моделей, процедур їх формування та алгоритмів визначається наступним. В основі створюваних процедур моделювання, аналізу та прогнозування зазначених багатовимірних процесів лежить передумова (основне положення обґрунтування можливості такої побудови) про те, що нерівномірність інтервалів є власною властивістю процесу, вона визначається всією сукупністю його факторів. Тому може бути сформована об'єктивна модель зв'язку між нерівномірними інтервалами (їх довжинами) і рівнями різних характеристик процесу.

Особливість запропонованих алгоритмів полягає в тому, щоб відобразити безпосередньо в комплексних/комбінованих правилах FTS (CFTS) як характеристики процесу (значення рівнів показників), так і величини інтервалів між його подіями. У таких комбінованих правилах CFTS відображаються змістовні властивості процесу повніше і безпосередньо (тобто зазначені без певної обраної форми моделювання) за даними вимірів.

Далі, під час формування моделей процесів їх розмірність визначають поступово, шляхом аналізу структур правил зв'язку між послідовними рівнями показників процесу, які вже включені до моделі на певному етапі її формування. При цьому враховують форму та структуру отриманих правил моделей FTS [12, 14, 18]. Якщо в сукупності попередньо утворених правил за однакових посилань існує кілька компромісних варіантів висновків, тоді для усунення такої структури моделі можна додати ще одну нову змінну. Зазначимо, що в моделях FTS у таких випадках структури правил зазвичай

вводять додаткові попередні рівні (збільшують порядок моделей). Наведене формування порядку моделей виконують для всіх змінних, які попередньо були включені до моделі багатовимірного процесу.

Продемонструємо методику формування розмірності моделі на прикладі процесу реабілітації із змінними: рівень цукру $u_1(s)$, інтервал між спостереженнями $u_2(\tau)$, показник тиску крові $u_3(p)$. Нехай для показника рівень цукру $u_1(s)$ послідовність спостережень така, що не існують компромісні правила зв'язку рівнів у моделі типу FTS і результат за точністю оцінок відповідає вимогам. Тоді введення інших параметрів не потрібне. Як було раніше відзначено, послідовність $(u_1(k)(s))$ вже містить у своїх значеннях всі інші ознаки процесу. Коли неоднозначність (необхідність компромісу) висновків правил зв'язку рівнів значна, необхідно ввести до моделі ознаку інтервалу між спостереженнями $u_2(\tau)$, а далі в разі потреби таким же чином показник тиску крові $u_3(p)$. Реалізація цієї моделі наведена в статті далі.

Як найпростіша первинна (гранична) форма CFTS можуть бути запропоновані сепарабельні моделі (СПМ). У них безпосередньо не враховують (вважають невідомими, випадковими або латентними (прихованими)) можливі зв'язки між окремими метричними властивостями процесів. Останнє припущення СПМ виходить із цілісності процесу – одна властивість здатна відображати у своїх значеннях і всі інші, враховані в моделі. При цьому кожна метрична координата моделюється незалежно від інших як підпроцес із постійним кроком (значення номера вимірювань), у тому числі й координата часу – довжина інтервалу. Зв'язок між компонентами реалізується на основі номерів значень, за номерами позицій у послідовності спостережень процесу. В остаточному вигляді моделі всі окремі компоненти (часткові процеси) пов'язуються з однаковими часовими відліками, що задають номери спостережень.

Структура СПМ недетермінованого процесу $F(t)$ має вигляд:

$$SpM(t) = SpMt(k)U \{ SpMi(SpMt(k)) \}, \\ i = 1, \dots, q, (1)$$

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

де t – координата часу; i – індекси вектору характеристик процесу моніторингу; k – порядковий номер рівня вибірки даних $SpM(k)$. Таким чином, СПМ (1) утворюються шляхом поєднання моделей окремих характеристик $F(t)$, розрахованих для моментів, визначених на основі номера рівня нечіткої моделі часу процесу $SpM(k)$.

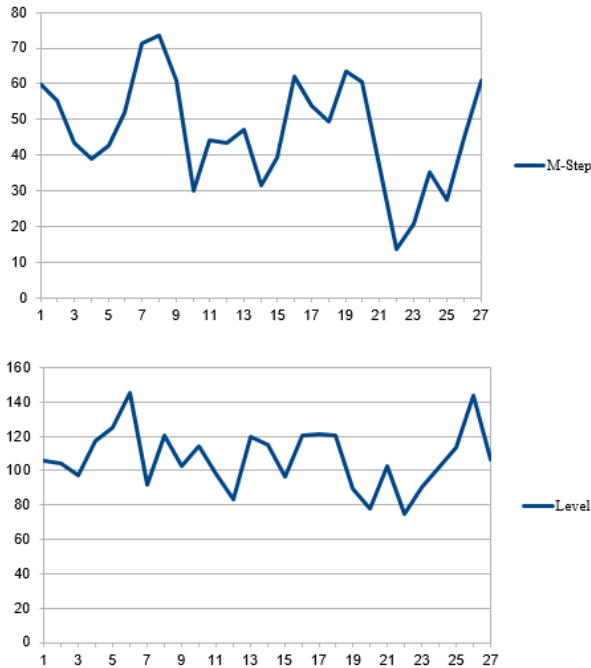


Рис. 1. Покрокове моделювання інтервалів (Step) та рівнів (Level) показника цукру процесу моніторингу реабілітації хворого

Fig. 1. Step-by-step modeling of intervals (Step) and levels (Level) of the sugar indicator in the process of monitoring the patient's rehabilitation

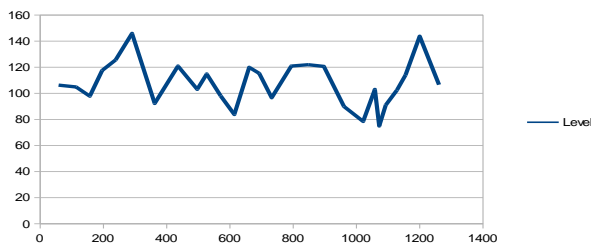


Рис. 2. Рівень цукру за сепарабельною моделлю СПМ (1) процесу клінічного моніторингу

Fig. 2. Glucose level according to the separable SPM model (1) of the clinical monitoring process

На рис. 1, 2 наведені результати моделювання засобами СПМ моніторингу процесу реабілітації хворого на діабет [6]. На рис. 1 зверху показане покрокове моделювання інтервалів (Step), а знизу – відповідні рівні (Level) показника цукру. Рівень цукру за СПМ процесу клінічного моніторингу демонструє рис. 2, коли рівні показників розміщені в часових позиціях номерів k . Модель рис. 2 відтворює процес клінічного моніторингу пацієнта за нерівномірних інтервалів контролю з похибкою до 5 %, що можна вважати достатнім для забезпечення встановлених вимог щодо оцінки стану хворого [4, 6].

У загальному випадку моделі CFTS формують подібно до FTS, але в кожному правилі містяться всі координати (метричні характеристики) досліджуваного процесу. Тут часова складова (значення інтервалів) також присутня нарівні з усіма іншими властивостями процесу. Моделі CFTS можна розглядати як певне узагальнення багатовимірних нечітких часових рядів [13], де передбачено використання m -факторів процесу з одним основним результатом вихідним параметром. У нашій моделі CFTS, спеціалізованій для процесів зі змінним інтервалом спостережень, враховано характерні для моніторингу процесів реабілітації властивості [5, 6].

Моделі CFTS структурно класифікують і розрізняють за порядком кількості рівнів рядів n , на основі яких будують правила, що відповідає моделям FTS, а також кількості метричних характеристик процесу m . З урахуванням зазначеного вище можлива така класифікація CFTS – $CmFTSn$. Тоді перший порядок $C1FTS1$ буде представлений як CFTS. Процеси з характеристиками $m=2$ і $n=1$ позначають як $C2FTS$, а разі $m=2$ і $n=2$ – як $C2FTS2$.

Результати

Для визначення моделей та скорочення тексту будемо використовувати стандартні форми подання та процедури моделювання FTS, вказуючи лише відмінності властивостей моделей $CmFTSn$. Поясимо основні процедури формування, а також алгоритми аналізу комбінованих моделей, насамперед з прикладу CFTS, який відповідає одновимірному процесу $P_V(t)$ зі змінним інтервалом виконання вимірів.

Далі формують правила CFTS з урахуванням таких положень. Моделі CFTS складаються зі всіх відносин між компонентами процесу $P_V(t)$ у формі послідовностей $D_V(k)$, безпосередньо узагальнюючи структури стандартних правил моделювання FTS [8, 13, 17]. Е них для процесу $F(t)$ і моделей відносин першого порядку $R(t, t-1)$ щодо моделей першого порядку $F(t-1), F(t-2), \dots, F(t-n)$ має місце відношення n -го порядку:

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

У разі моделювання багатовимірних процесів $P(t)$ з перемінним кроком виміру (для випадку $m=2, n=1$) модель CFTS будемо представляти в такому вигляді:

$$\begin{aligned} R(V, T) &= \{R_V(V, V); R_T(T, T); \\ R_{V_1}(V * V, V); R_{TV}(T * V, T); R_{VT}(T * V, V); \\ R_{V_2}(T * T, V * V, V); R_{T_2}(T * T, V * V, T)\}. \end{aligned} \quad (3)$$

Компоненти (3) $R_V(V, V)$, $R_T(T, T)$ не мають зв'язків із попередніми етапами, мають «нульовий» порядок, порядок інших відношень (3) визначають числом попередніх етапів, врахованих моделлю, відповідно FTS (2).

У відносинах (3) зв'язок між рівнями встановлюють за допомогою індексів $\langle k \rangle$. За рахунок безпосереднього обліку за (3) окремих або часткових підпроцесів моделі $P(t)$ досягається можливість більш повного і точного подання результатів моделювання. Зазначимо, що у (3) моделі нечітких відношень $R_{TV}(T * V, T)$; $R_{VT}(T * V, V)$ мають на меті представлення зв'язків $(\Delta T_k, \Delta V_k \rightarrow \Delta T_{k+1}(I))$ також $(\Delta T_k, \Delta V_k \rightarrow \Delta V_{k+1}(II))$. Структуру відповідних реляційних таблиць дає табл. 1, де

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

Структури відношень, представлені в табл. 1, 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 визначають за рахунок пе-

ревірки всіх величин вихідних даних для $\{T, V\}$, що відповідають номерам рівня $\langle k \rangle$ як моделі наступного кроку для показників процесу [8, 10].

Таблиця 1

Структура змішаних відношень $R_{VT}(T * V, T)$; $R_{VT}(T * V, V)$ (час/показник)

Table 1

Structure of mixed relations $R_{VT}(T * V, T)$; $R_{VT}(T * V, V)$ (time/indicator)

ΔV	\tilde{V}_1	\tilde{V}_2	\tilde{V}_3	\tilde{V}_4	\tilde{V}_5
ΔT					
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

Реляційні відношення другого порядку визначають зв'язки процесу:

$$R_v : \tilde{T}_{i1}, \tilde{T}_{i2}, \tilde{V}_{j1}, \tilde{V}_{j2} \rightarrow V_{iq} (q \in \{1, 2, 3\});$$

$$R_v : \tilde{T}_{i1}, \tilde{T}_{i2}, \tilde{V}_{j1}, \tilde{V}_{j2} \rightarrow T_{ip} (p \in \{1, 2, 3\});$$

$$r_{i_1 i_2 j_1 j_2} = \begin{cases} \tilde{T}_i, \text{ для } R_t(x); \\ \tilde{V}_i, \text{ для } R_v(x). \end{cases} \quad (4)$$

Під час розрахунків оцінок контрольованих показників нечітких реляційних моделей, представлених нечіткими відношеннями (3)–(4), для дискретних таблиць використовують метод центра ваги (5) [13, 17]:

$$B(S_j)^* = \frac{\sum B_k * \mu_k}{\sum \mu_k}. \quad (5)$$

Одновимірні моделі FTS задають правила виду (2). У [13] для представлення багатопараметричних процесів, які мають $\langle k \rangle$ вхідних і один результуючий параметр, наведені наступні моделі (6) і (7). При цьому модель (7) представляє структуру m -факторної моделі k -ого порядку.

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

Якщо

$$\begin{aligned} (X_1 = x_1, Y_1 = y_1), (X_2 = x_2, Y_2 = y_2), \dots, \\ (X_k = x_k, Y_k = y_k) \rightarrow (X_{k+1} = x_{k+1}). \end{aligned} \quad (6)$$

Схожим чином можна визначити m -факторний ($i=1, 2, \dots, m$) та нечіткий часовий ряд k -ого порядку ($j=1, 2, \dots, k$) як:

$$\begin{aligned} If (X_{11} = x_{11}, X_{12} = x_{12}, \dots, X_{1k} = x_{1k}), \\ (X_{21} = x_{21}, X_{22} = x_{22}, \dots, X_{2k} = x_{2k}), \dots, \\ (X_{m1} = x_{m1}, X_{m2} = x_{m2}, \dots, X_{mk} = x_{mk}), \\ (X_{m+1,k+1} = x_{m+1,k+1}), i = 1, 2, \dots, m. \end{aligned} \quad (7)$$

Під час досліджень процесу FTS (6) для m -факторної моделі n -ого порядку була запропонована модель виду:

$$\begin{aligned} If (F_1(t-n), F_2(t-n), \dots, F_m(t-n)), \dots, \\ (F_1(t-2), F_2(t-2), \dots, F_m(t-2)), \\ (F_1(t-1), F_2(t-1), \dots, F_m(t-1)) \rightarrow F(t). \end{aligned} \quad (8)$$

У (8) $F_1(t)$ називають головним/первинним фактором, а $F_2(t), \dots, F_m(t)$ – другорядні фактори нечіткої часової послідовності. Далі для представлення процесів із багатьма змінними мультимоделями MFTS визначимо:

$$\begin{aligned} SF^n(t) = F(t-n), \dots, F(t-1); \\ SF_u^{(n)} \rightarrow F_u(t). \end{aligned} \quad (9)$$

Мультимодель FTS, MFTS процесів n -го порядку з $\langle m \rangle$ компонентами має вигляд:

$$SF_1^n, SF_2^n, \dots, SF_m^n \rightarrow \bigcup_u F_u(t). \quad (10)$$

Загальна схема алгоритмів розрахунків відповідно до моделі (10) представлена в [15].

У статті розглянуто приклад моделювання та моніторингу процесів реабілітації хворих на цукровий діабет з $\langle m \rangle = 3$, коли компонентами $F_u(t)$ є: u_1 – рівень цукру (S), u_2 – інтервал між спостереженнями (T), u_3 – показник артеріального тиску (P). Сформульована модель процесів реабілітації також індивідуальна для кожного пацієнта та призначена для оцінки прогнозу інтервалу $\langle T \rangle$ до наступного контролю (можливо декілька змінних кроків) та очікуваних при цьому показників (S). Показник (P) є вторинним, факультативним.

Комплексні/комбіновані нечіткі мультимодели таких процесів мають вигляд:

$$\begin{aligned} \bigcup_u F_u(t) \leftarrow \{SF_s^{n_s}(t-n_s) \cup SF_T^{n_T}(t-n_T)\} \cup \\ SF_p^{n_p}(t-n_p) = \bigcup_u SF_u^{n_u}(t-n_u). \end{aligned} \quad (11)$$

В (11) $\langle t \rangle$ – порядковий номер виміру процесів. Визначивши $n_m = \max\{n_u\}$, отримуємо категорію моделей (11): $C_m(3)FTSMn_m$, де знак «М» вказує на можливість використання вимог марківських процесів [18].

Наведемо далі числовий приклад, який пояснює зазначені властивості CFTS у формі (11). Як початкові дані необхідно визначити трійки значень процесу реабілітації за кроками (табл. 2): рівень цукру $V - (u_1(s))$, інтервал між спостереженнями $T - (u_2(\tau))$, показник тиску крові $P - (u_3(p))$; процес $F = (V, T, P)$. Значення параметрів (табл. 2) V, T, P нормовані певним чином, безрозмірні.

Таблиця 2

Представлення процесу з нерівномірним кроком (T)

Table 2

Representation of the process with uneven pitch (T)

X/№	0	1	2	3	4	5	6	7	8
T	6	7	10	5	8	15	9	7	12
V	12	16	18	15	21	11	17	19	13
P	10	14	12	18	22	6	9	3	13

Моделювання за методом CFTS. Для моделювання процесу $F = (V, T, P)$ відповідно до методів FTS передбачені такі процедури: визначити області варіювання параметрів (табл. 1); обрати для кожної змінної число квантилів (відповідно до табл. 2, $T1 - T5$), на які розділяються діапазони варіювання; обрати вид та характеристики термів (табл. 2) – трикутні НВ; перейти до нечітких моделей вихідних даних (табл. 2), тобто виконати фазифікацію даних (табл. 1) з використанням термів (табл. 2), що представлено на рис. 3; сформулювати продукційні/реляційні моделі FTS процесу (табл. 1), які наведено далі; застосовувати ці моделі для аналізу та прогнозування $F = (V, T, P)$, $F = (*)$.

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

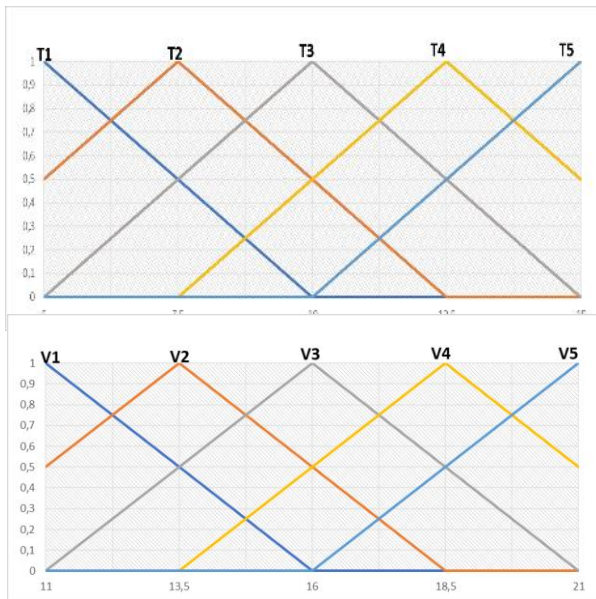


Рис. 3. Графіки моделей трикутних нечітких величин для показників T та V

Fig. 3. Diagrams of triangular fuzzy value models for T and V

Таблиця 3

Результати фазифікації елементів рядів процесу (табл. 2), ряди спостережень

Table 3

Results of phasing of process series elements (table 2), observation series

\tilde{T} :	$T1;$ 0,8	$T2;$ 0,9	$T3;1$	$T1;1$	$T2;$ 0,9	$T5;1$	$T3;$ 0,8	$T2;$ 0,9	$T4;$ 0,9
№	0	1	2	3	4	5	6	7	8
\tilde{V}	$V1;$ 0,8	$V3;1$	$V4;$ 0,9	$V3;$ 0,8	$V5;1$	$V1;1$	$V3;$ 0,8	$V4;$ 0,9	$V2;$ 0,9

Для всіх елементів процесу табл. 2 шляхом фазифікації визначені терми $T_k = (T_1, T_2, \dots)$, $V_j = (V_1, V_2, \dots)$ та відповідні їм коефіцієнти належності. Дані моделювання для (T, V) подано в табл. 3, де в порядку номерів спостережень указані терми процесу $F = (*)$ відповідно до табл. 2 і максимальний для $F = (*)$ ступінь належності до T_k та V_j ; дані параметра P оброблено й відображено так само.

Як елементи моделі (3) за побудованими рядами спостережень (рис. 4) можна визначити реляційні відношення $\{R_{TV}(T * V, T); R_{VT}(T * V, V)\}$, матриці переходів, табл. 4.

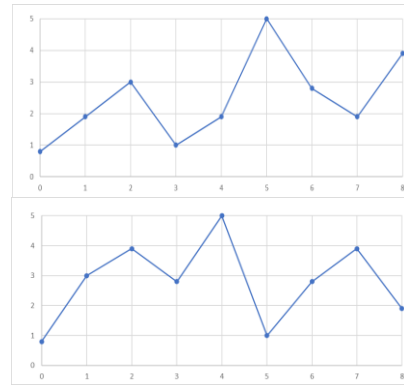


Рис. 4. Ряди спостережень параметрів T та V відповідно

Fig. 4. Series of observations of the parameters T and V , respectively

Для значень T матрицю переходів зображено в табл. 4 зверху, а матриця переходів для значень V зображена знизу.

Графіки рядів спостережень для відповідних значень T і V зображено на рис. 4.

Таблиця 4

Матриці переходів рядів для T (зверху) та V (знизу)

Table 4

Row transition matrices for T (top) and V (bottom)

$T_i \setminus V_i$	V1	V2	V3	V4	V5
T1	$T2(0,9)$	0	$T2(0,9)$	0	0
T2	0	0	$T3(1)$	$T4(0,9)$	$T5(1)$
T3	0	0	$T2(0,9)$	$T1(1)$	0
T4	0	0	0	0	0
T5	$T3(0,8)$	0	0	0	0
$V_i \setminus T_i$	T1	T2	T3	T4	T5
V1	$V3(1)$	0	0	0	$V3(0,8)$
V2	0	0	0	0	0
V3	$V5(1)$	$V4(0,8)$	$V4(0,9)$	0	0
V4	0	$V2(0,9)$	$V3(0,8)$	0	0
V5	0	$V1(1)$	0	0	0

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

Порівняльні відмінності між FTS та CFTS (Combined/Complex Fuzzy Time Series) полягають у тому, що для першого методу будують окремі моделі для T і V , а розроблений метод комбінує ці процеси, тобто формує модель, де правила $F = (*)$ мають залежні між собою параметри. Наприклад, для рядів спостережень T і V (рис. 5) із використанням методів моделі FTS було б записано так (12) – (16):

$$\begin{aligned} T2 \rightarrow T4; T4 \rightarrow T4; T4 \rightarrow T1; T1 \rightarrow T2; \\ T2 \rightarrow T3; T3 \rightarrow T1; T1 \rightarrow T5; T2 \rightarrow T4 \quad (12) \\ \cup T3; T4 \rightarrow T4 \cup T1; T1 \rightarrow T2 \cup T5 \end{aligned}$$

Окрема одновимірна модель параметра V :

$$\begin{aligned} V3 \rightarrow V1; V1 \rightarrow V4; V4 \rightarrow V5; V5 \rightarrow V3; \\ V3 \rightarrow V3; V3 \rightarrow V2; V2 \rightarrow V4; V3 \rightarrow V1 \cup \quad (13) \\ V3 \cup V2; V1 \rightarrow V4; V4 \rightarrow V5; V5 \rightarrow V3; \\ V2 \rightarrow V4. \end{aligned}$$

У моделях праві частини правил для послідовностей $T1, T2, T4$ неоднозначні, як і для $V3$.

А для нового методу CFTS ці моделі, які містять дві змінні у відношенні, виглядають так:

$$\begin{aligned} (T2; \overline{V3}) \rightarrow \{T4; V1\}; (T4; V4) \rightarrow \{T1; V5\}; \\ (\overline{T2}; V3) \rightarrow \{T3; V3\}; (T1; V3) \rightarrow \{T5; V4\}; \quad (14) \\ (T4; V1) \rightarrow \{T4; V4\}; (T1; V5) \rightarrow \{T2; V3\}; \\ (T3; V3) \rightarrow \{T1; V2\}. \end{aligned}$$

Таким чином, конфліктів для термів $T2, T1, T4$ вже немає. Для відношення $(V3; T2)$ можна застосувати стандартні зв'язки термів: $(T2; V3) \rightarrow \{T4 \cup T3$ (комбінована модель для T); $V1 \cup V3$ (комбінована модель для V).

У разі потреби під час формування моделі процесу неоднозначність усувають за рахунок уведення ще одного параметра або за рахунок збільшення числа попередніх рівнів усіх моделей, як у FTS. Створення три вимірних нечітких моделей CFTS наведено в роботі далі.

Наведемо також одновимірну модель параметра P (рис. 6).

Для моделі FTS вона має вигляд:

– початкова форма:

$$\begin{aligned} P3 \rightarrow P3; P3 \rightarrow P4; P4 \rightarrow P5; P5 \rightarrow P2; \\ P2 \rightarrow P2; P2 \rightarrow P1; P2 \rightarrow P1; P1 \rightarrow P3; \quad (15) \end{aligned}$$

– заключна форма:

$$\begin{aligned} P2 \rightarrow P4 \cup P2; P3 \rightarrow P4 \cup P3; \\ P4 \rightarrow P5; P1 \rightarrow P3; P1 \rightarrow P3. \quad (16) \end{aligned}$$

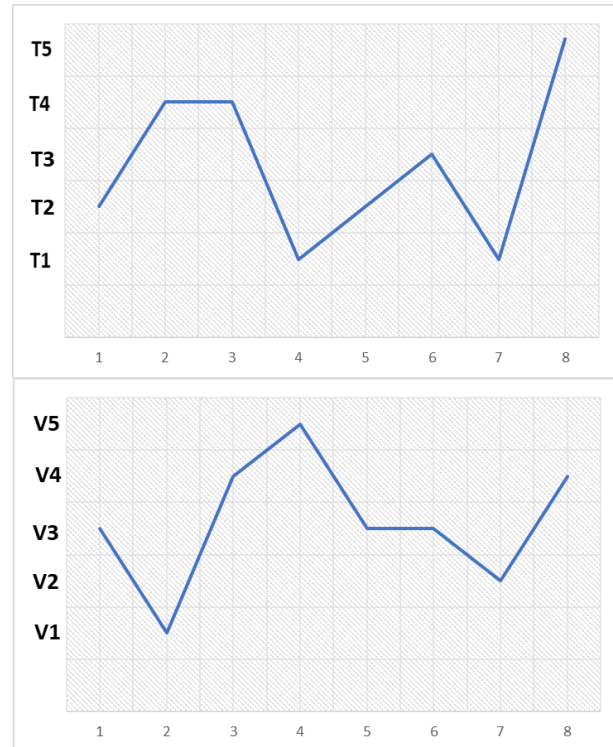


Рис. 5. Ряди спостережень двохвимірному процесу, число кватернів $m=5$. Окрема одновимірна модель параметра T

Fig. 5. Observation series of a two-dimensional process, number of quaternions $m=5$. A separate one-dimensional model of the parameter T

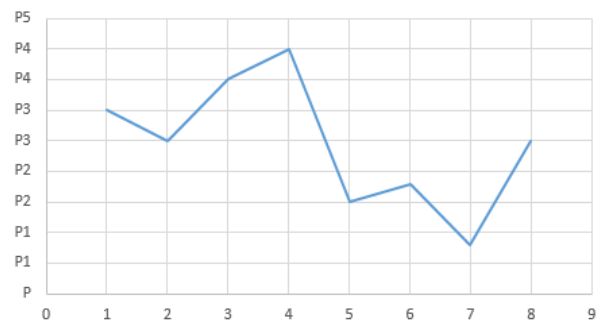


Рис. 6. Ряд спостережень показника тиску крові P

Fig. 6. A series of observations of blood pressure P

Наведемо тривимірну комбіновану нечітку модель CFTS для процесу $F = (*)$.

$$\begin{aligned}
 & (T2, V3, P3) \rightarrow (T4, V1, P3); \\
 & (T4, V1, P3) \rightarrow (T4, V4, P4); \\
 & (T4, V4, P4) \rightarrow (T1, V5, P5) \rightarrow \\
 & (T2, V3, P2); (T2, V3, P2) \rightarrow \\
 & (T1, V5, P5); (T3, V3, P2); \\
 & (T3, V3, P2) \rightarrow (T1, V2, P1); \\
 & (T1, V2, P1) \rightarrow (T5, V4, P3). \quad (17)
 \end{aligned}$$

Таким чином, для тривимірної моделі CFTS конфліктних продукційних правил немає, що забезпечено параметром P зі значеннями $P2$ та $P3$. Приклад показує, що індивідуальні процеси змінних, як моделі FTS, мають порядки $n=2$, а їх комбінована модель – порядок $n=1$. Із цього можна зробити висновок про достатність числа параметрів моделі процесу $F = (*)$, якщо також буде забезпечена необхідна точність результатів за контрольними розрахунками.

Наведемо також порівняльні структури реляційних (зокрема, табличних) моделей, які забезпечують реалізацію FTS та CFTS. У табл. 5 в разі наведено реляційні відношення в разі $m=2, n=2$.

При цьому верхня частина таблиці (символи виділені жирним шрифтом) відповідає новій структурі CFTS, коли одна змінна (A) відповідає $n=2$, а друга (B) має $n=1$. Навіть такий простий приклад реляційних моделей зв'язків за $m=2, n=2$ показує суттєве спрощення CFTS порівняно з моделями FTS.

У CFTS спрощуються моделі окремих відношень, зменшується їх кількість та потреби у формуванні результатів на основі компромісних конкуруючих параметрів. Наприклад, форми $V3 \rightarrow V1 \cup V3 \cup V2$, наведеної за текстом вище. Також спрощуються процедури скаляризації, дефазифікації, призначені для представлення результатів моделювання за CFTS дійсними числами. У табл. 5, позначено $C_{ke} = \{A_k; B_e\}$, де A_k, B_e – терми, трикутні НВ (рис. 5).

Щоб наочно показати безпосередні можливості поетапного нарощування структури (кількості параметрів) мультипараметричних моделей процесів як складової частини методу CFTS, на рис. 7 подано графік певного процесу реабілітації з перемінним кроком, який має порядок продукційних правил $n=1$ (для визначення наступного квантиля достатньо тільки поточного рівня даних).

Таблиця 5

Порівняльна структура реляційних відношень моделей FTS і CFTS

Table 5

Comparative structure of relational relations of the FTS and CFTS models

		A1			A2			A3		
		A1	A2	A3	A1	A2	A3	A1	A2	A3
B₁	B₁					C_{pq}				
	B₂								C_{ji}	
	B₃			C_{rq}						
B₂	B₁									
	B₂									
	B₃				C_{ke}					
B₃	B₁								C_{ij}	
	B₂						C_{rs}			
	B₃		C_{iq}							

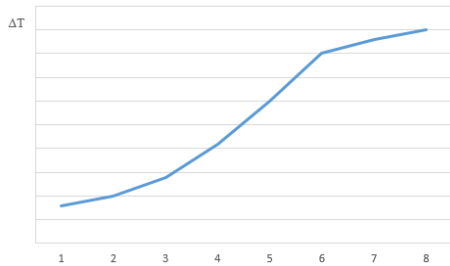


Рис. 7. Графік інтервалів між спостереженнями процесу реабілітації хворих на діабет

Fig. 7. Diagram of intervals between observations of the rehabilitation process of patients with diabetes

Разом із тим на рис. 5 наведені умовні процеси з $n > 1$.

Рис. 7 представляє властивість моделей CFTS щодо неоднорідності змінних за порядком передісторії правил, тобто «глибиною» їх передісторії. Додавання до моделі такого параметра не призведе до необхідності формування правил мульти-моделі зі значенням $n > 1$ за параметром рис. 7, навіть коли інші параметри будуть мати більше рівнів передісторії.

Наукова новизна та практична значимість

У роботі вирішено наукове прикладне завдання щодо розвитку математичних моделей і методів нечіткого моделювання багатовимірних часових рядів для процесів моніторингу та реабілітації з урахуванням нерівномірних інтервалів між неплановими спостереженнями. Для розвитку моделей та процедур багатовимірних нечітких часових рядів враховано їх головні властивості системної єдності всіх компонентів. Відзначено основну системну ознаку моделей процесів, за якою в них нерівномірність інтервалів спостережень відображає контрольований процес, а не зовні встановлену форму процедур спостережень значень параметрів. У першу чергу такі моделі відповідають завданням аналізу і прогнозування процесів моніторингу та реабілітації, коли моменти подій заздалегідь не фіксовані.

Розвиток математичних моделей забезпечується за рахунок формування комбінованих/комплексних багатовимірних нечітких моделей (CFTS).

Моделі CFTS формують подібно до FTS, разом із тим у кожному правилі містяться всі ко-

ординати, де часова характеристика (значення інтервалів) також присутня нарівні з усіма іншими властивостями процесу. Моделі CFTS представляють певне узагальнення багатовимірних нечітких часових рядів [13], які визначають m -факторів процесу з одним основним вихідним параметром. Запропоновані в роботі комплексі/комбіновані нечіткі мульти-моделі вигляду (11) мають такі формальні відмінності від раніше представлених у науковій літературі [10–14].

У моделях CFTS різні компоненти мульти-параметрів можуть мати неоднаковий порядок, кількість рівнів передісторії, окремі параметри моделей можуть вимірюватися різними типами даних та формами невизначеності (дійсні числа, нечіткі величини, коефіцієнти упевненості, ін.). Вони безпосередньо призначені для реалізації процесів із перемінними часовими інтервалами спостережень як властивістю процесів.

Наведено приклад застосування комплексних моделей CFTS для моделювання і моніторингу процесу прогнозування даних реабілітації хворих на діабет, який демонструє відмінності та ефективність цих моделей.

Практична значимість роботи визначається формуванням комплексних CFTS, які забезпечують значні можливості нечіткого моделювання багатовимірних ЧР для процесів моніторингу та реабілітації з нерівномірними інтервалами між спостереженнями. Відзначено суттєві власні ознаки процесів моніторингу та реабілітації за даними спостережень у разі нерівномірних інтервалів спостережень, що потребує подальшого розвитку моделей FTS, у тому числі шляхом створення комбінованих/комплексних CFTS.

Практичне значення моделей представлення недетермінованих процесів як CFTS також визначається можливостями їх подальшого застосування разом із відомими підходами для умов змінного кроку спостережень – різноманітні алгоритми можуть бути використані для дослідження та вдосконалення алгоритмів CFTS.

Висновки

У статті на основі результатів аналізу наукових публікацій встановлено, що сьогодні проблема досліджень із моделювання процесів,

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

представлених багатовимірними часовими рядами спостережень, є однією з найбільш актуальних. Також показано, що завдання моделювання та аналізу процесів моніторингу і реабілітації за даними спостережень у разі нерівномірних інтервалів спостережень має власні ознаки і потребує розвитку та вдосконалення комбінованих багатовимірних нечітких моделей. Особливість зазначених процесів полягає в тому, що нерівномірні інтервали спостережень, як інші параметри, відображають саме контрольований процес, а не зовні встановлену форму спостережень.

Під час розвитку моделей та процедур багатовимірних нечітких часових рядів було враховано головні властивості цих процесів та сформувано комплексні багатовимірні нечіткі моделі CFTS. У CFTS компоненти мультипараметрів можуть мати не однаковий порядок (передісторію), окремі параметри можуть бути даними різних типів і форм невизначеності. Запропоновано поетапну процедуру формування багатовимірних нечітких CFTS.

До моделей представлення процесів CFTS в подальшому можна застосовувати відомі під-

ходи (чисельні зі своїми наборами алгоритмів та засобів) для умов змінного кроку вимірювань (спостережень). Також для дослідження та вдосконалення CFTS можна використовувати різноманітні алгоритми.

Подано приклад моделювання за CFTS для процесу реабілітації хворих на діабет з параметрами рівень цукру, інтервал між спостереженнями, показник тиску крові. Для цього процесу показано, як формують CFTS, що не має конфліктних продукційних правил та забезпечує необхідну точність результатів (за контрольними розрахунками). При цьому також спрощують моделі відношень, зменшують їх кількість та потреби у формуванні результатів на основі компромісних конкуруючих параметрів.

Для подальшого розвитку моделей CFTS представляють значний теоретичний і прикладний інтерес питання щодо визначення алгоритмів та процедур моделювання і прогнозування, коли мультипараметри можуть мати неоднаковий порядок передісторії, вимірюються різними типами даних та мають різні форми представлення невизначеності.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Жуковицький І. В., Скалозуб В. В., Устенко А. Б. *Інтелектуальні засоби управління парками технічних систем залізничного транспорту*: монографія. Дніпро, Вид-во «Стандарт – Сервіс», 2018. 190 с.
2. Кислова О. М. Великі дані в контексті дослідження проблем сучасного суспільства. *Вісник ХНУ імені В. Н. Каразіна. Серія «Соціологічні дослідження сучасного суспільства: методологія, теорія, методи»*. 2019. Вип. 42. С. 59–68. DOI: <https://doi.org/10.26565/2227-6521-2019-42-06>
3. Олещенко Л. М. Технології Big Data аналітики в розподілених системах обчислень. *Проблеми інформатизації та управління*. 2017. Т. 4, № 60. С. 57–63. DOI: <https://doi.org/10.18372/2073-4751.4.12821>
4. Скалозуб В. В., Білий Б. Б., Галабут О. О., Мурашов О. В. Методи інтелектуального моделювання процесів з перемінним інтервалом спостережень та конструктивного упорядкування «з вагою». *Системні технології*. 2020. Вип. 3 (128). С. 127–143. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-3-128-2020-12>
5. Скалозуб В. В., Горячкін В. М., Мурашов О. В. Комплексні моделі упорядкування мульти-послідовностей з нечіткими параметрами. *Наука та прогрес транспорту*. 2021. Вип. 2 (92). С. 135–150. DOI: [10.15802/stp2021/237291](https://doi.org/10.15802/stp2021/237291)
6. Скалозуб В. В., Мурашов О. В. Моделювання даних процесів моніторингу при нерівномірних і нечітких інтервалах спостережень. *«Системні технології»*. 2020. Вип. 4 (135). С. 135–148. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-4-135-2021-14>
7. Шишак А. В., Пупена О. М. На шляху до Індустрії 4.0: інтеграція існуючих АСУТП з хмарними сервісами. *Автоматизація технологічних і бізнес-процесів*. 2018. Vol. 10. Iss. 1. С. 33–39. DOI: <https://doi.org/10.15673/atbp.v10i1.878>
8. Abo El Nasr M. M. S. Fuzzy Time Series Forecasting: Chen, Markov Chain and Cheng Models. *Journal of Alexandria University for Administrative Sciences*. 2023. Vol. 60, No. 2. P. 33–45. DOI: <https://doi.org/10.21608/acj.2023.294123>
9. Arnita A., Afnisah N., Marpaung F. A Comparison of the Fuzzy Time Series Methods of Chen, Cheng and Markov Chain in Predicting Rainfall in Medan. *Journal of Physics: Conference Serie*. 2020. Vol. 1462. P. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1462/1/012044>

10. Bitencourt H. V., Guimaraes F. G. High-dimensional Multivariate Time Series Forecasting in IoT Applications using Embedding Non-stationary Fuzzy Time Series. *2021 IEEE Latin American Conference on Computational Intelligence (LA-CCI)* (Temuco, 02-04 Nov. 2021). Temuco, 2021. P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/la-cci48322.2021.9769792>
11. Bose M., Mali K. Designing fuzzy time series forecasting models: A survey. *International Journal of Approximate Reasoning*. 2019. Vol. 111. P. 78–99. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2019.05.002>
12. Bose M., Mali K. Forecasting with Multivariate Fuzzy Time Series: A Statistical Approach. *Machine Intelligence and Signal Processing. MISP 2019: Machine Intelligence and Signal Processing*. 2020. Vol. 1085. P. 247–257. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-15-1366-4_20
13. Chou M.-T. Fuzzy Forecast Based on Fuzzy Time Series. *Time Series Analysis – Data, Methods, and Applications*. 2019. P. 1–13. DOI: <http://dx.doi.org/10.5772/intechopen.82843>
14. Lucas P. O., Orang O., Silva P. C. L., Mendes E. M. A. M., Guimarães F. G. A Tutorial on Fuzzy Time Series Forecasting Models: Recent Advances and Challenges. *Learning and Nonlinear Models*. 2022. Vol. 19. P. 29–50. DOI: <https://doi.org/10.21528/lnlm-vol19-no2-art3>
15. Pinto A. C. V., Fernandes T. E., Silva P. C. L., Guimarães F. G., Wagner C., Pestana de Aguiar, E. Interval type-2 fuzzy set based time series forecasting using a data-driven partitioning approach. *Evolving Systems*. 2022. Vol. 13. P. 703–721. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12530-022-09452-2>
16. Sarica B., Eğrioglu E., Aşıkil B. A new hybrid method for time series forecasting: AR–ANFIS. *Neural Comput & Applic.* 2018. Vol. 29. P. 749–760. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2475-5>
17. Wu H., Long H., Wang Y., Wang Y. Stock index forecasting: A new fuzzy time series forecasting method. *Journal of forecasting*. 2021. Vol. 40. Iss. 4. P. 653–666. DOI: <https://doi.org/10.1002/for.2734>
18. Zaenurrohman, Hariyanto S., Udjiani T. Fuzzy time series Markov Chain and Fuzzy time series Chen & Hsu for forecasting. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. Vol. 1943 Iss. 1. P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1943/1/012128>

V. V. SKALOZUB^{1*}, V. M. HORIACHKIN^{2*}, I. V. KLYMENKO^{3*}, O. V. MURASHOV^{4*}

^{1*}Dep. «Computer and Information Technology», Ukrainian State University of Science and Technologies, Lazaryana St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 35, e-mail skalozub.vl.v@gmail.com, ORCID 0000-0002-1941-4751

^{2*}Dep. «Computer and Information Technology», Ukrainian State University of Science and Technologies, Lazaryana St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 35, e-mail vgora@ukr.net, ORCID 0000-0002-8952-952X

^{3*}Dep. «Computer and Information Technology», Ukrainian State University of Science and Technologies, Lazaryana St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 35, e-mail i.v.klymenko@ust.edu.ua, ORCID 0000-0001-5149-3974

^{4*}Dep. «Computer and Information Technology», Ukrainian State University of Science and Technologies, Lazaryana St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 35, e-mail al.dp.ua@gmail.com, ORCID 0000-0003-1815-6508

Complex Multidimensional Fuzzy Models of Monitoring and Rehabilitation Processes for Patients with Uneven Observation Interval

Purpose. The work is devoted to the development of mathematical models and methods of fuzzy modeling of multidimensional time series (CDM) for the processes of monitoring and rehabilitation of patients with uneven intervals between observations. CDM takes into account the system properties and unity of the components of the studied processes by forming combined/complex multidimensional fuzzy models (CFTS). **Methodology.** The implementation of CFTS models takes into account the intrinsic features of these processes. The peculiarity of CFTS is that uneven intervals of observations, as well as other parameters, reflect the systemic unity of the controlled process, rather than the externally established form of observations, regulations. SFTS generalize models of multidimensional fuzzy time series of order n with m input parameters and one output parameter, i.e., different components may have different order of prehistory n , individual parameters may be measured by different types of data and forms of uncertainty. **Findings.** The article presents a comprehensive improved structure of CFTS models of order n with m input and one output parameter, which is adapted to the properties of monitoring and rehabilitation processes with uneven observation intervals. To form the SFTS, a step-by-step procedure is proposed that allows forming the composition of parameters. An example of modeling the process of rehabilitation of patients with diabetes based on the SFTS is presented, which demonstrates its differences and effectiveness. The comparative properties of SFTS and FTS models are presented. **Originality.** The development of CDM models and methods for monitoring and rehabilitation processes at uneven intervals is obtained, and complex SFTS models are formed. The difference be-

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

tween the SFTS is that the component of uneven intervals is represented as other multiparameters m , which can have different order of prehistory n , as well as different types of data and forms of uncertainty. A procedure for the step-by-step formation of the composition of the parameters of SFTS models is proposed. **Practical value.** SFTS models ensure the implementation of multiparameter monitoring and rehabilitation processes with uneven observation intervals, simplify the structure and reduce the number of relational relations, and eliminate the conflict of product rules in case of ensuring the required accuracy of results. The example of modeling the rehabilitation process for diabetics with such parameters as sugar level, interval between observations, and blood pressure has confirmed the reliability and practical significance of CFTS models.

Keywords: multiparametric processes; monitoring; rehabilitation; uneven interval; complex fuzzy models; analysis and forecasting

REFERENCES

1. Zhukovytskyi, I. V., Skalozub, V. V., & Ustenko, A. B. (2018). *Intelektualni zasoby upravlinnya parkamy texnichnyx system zaliznychnogo transportu: monografiya*. Dnipro, Vyd-vo «Standart-Servis». (in Ukrainian)
2. Kyslova, O. (2019). Big Data in the Context of Studying Problems of Modern Society. Visnyk of V. N. Karazin Kharkiv National University. *Series "Sociological Studies of Contemporary Society: Methodology, Theory, methods"*, 42, 59-68. DOI: <https://doi.org/10.26565/2227-6521-2019-42-06> (in Ukrainian)
3. Oleshchenko, L. M. (2017). Technologies of Big Data Analytics in Distributed Computing Systems. *Problems of Informatization and Management*, 4(60), 57-63. DOI: <https://doi.org/10.18372/2073-4751.4.12821> (in Ukrainian)
4. Skalozub, V., Biliy, B., Galabut, A., & Murashov, O. (2020). Models and procedures of intellectual technology for formation multi-group trains and streamline the heterogeneous sequences of orders. *System technologies*, 3(128), 127-143. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-3-128-2020-12> (in Ukrainian)
5. Skalozub, V. V., Horiachkin, V. M., & Murachov, O. V. (2021). Complex Models of Ordering Multi-Sequences with Fuzzy Parameters. *Science and Transport Progress*, 2(92), 50-64. DOI: <https://doi.org/10.15802/stp2021/237291> (in Ukrainian)
6. Skalozub, V., & Murashov, O. (2021). Modeling of monitoring processes with uneven and fuzzy observation intervals. *System Technologies*, 4(135), 135-148. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-4-135-2021-14> (in Ukrainian)
7. Shyshak, A. V., & Pupena, O. M. (2018). Na shliakhu do Industrii 4.0: intehratsiia isnuichykh ASUTP z khmarnymy servisamy // *Automation of Technological and Business Processes*, 10(1). P. 33–39. DOI: <https://doi.org/10.15673/atbp.v10i1.878> (in Ukrainian)
8. Abo El Nasr M. M. S. Fuzzy Time Series Forecasting: Chen, Markov Chain and Cheng Models. *Journal of Alexandria University for Administrative Sciences*, 60(2), 33-45. DOI: <https://doi.org/10.21608/acj.2023.294123> (in English)
9. Arnita A., Afnisah, N., & Marpaung, F. (2020). A Comparison of The Fuzzy Time Series Methods of Chen, Cheng and Markov Chain in Predicting Rainfall in Medan. *Journal of Physics: Conference Series*, 1462(1), 1-11. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1462/1/012044> (in English)
10. Bitencourt, H. V., & Guimaraes, F. G. (2021, Nov.). High-dimensional Multivariate Time Series Forecasting in IoT Applications using Embedding Non-stationary Fuzzy Time Series. *2021 IEEE Latin American Conference on Computational Intelligence (LA-CCI)* (pp. 1-6). DOI: <https://doi.org/10.1109/la-cci48322.2021.9769792> (in English)
11. Bose, M., & Mali, K. (2019). Designing fuzzy time series forecasting models: A survey. *International Journal of Approximate Reasoning*, 111, 78-99. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2019.05.002> (in English)
12. Bose, M., & Mali, K. (2019). Forecasting with Multivariate Fuzzy Time Series: A Statistical Approach. *MISP 2019: Machine Intelligence and Signal Processing*, 1085, 247-257. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-15-1366-4_20 (in English)
13. Chou, M.-T. (2019). Fuzzy Forecast Based on Fuzzy Time Series. *Time Series Analysis – Data, Methods, and Applications*, 1-13. DOI: <https://doi.org/10.5772/intechopen.82843> (in English)
14. Lucas, P. O., Orang, O., Silva, P. C. L., Mendes, E. M. A. M., & Guimarães, F. G. (2022). A Tutorial on Fuzzy Time Series Forecasting Models: Recent Advances and Challenges. *Learning and Nonlinear Models*, 19(2), 29-50. DOI: <https://doi.org/10.21528/lnlm-vol19-no2-art3> (in English)
15. Pinto, A. C. V., Fernandes, T. E., Silva, P. C. L., Guimarães, F. G., Wagner, C., & Pestana de Aguiar, E. (2022). Interval type-2 fuzzy set based time series forecasting using a data-driven partitioning approach. *Evolving Systems*, 13(5), 703-721. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12530-022-09452-2> (in English)

ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

16. Sarica, B., Eğrioğlu, E., & Aşıkil, B. (2018). A new hybrid method for time series forecasting: AR–ANFIS. *Neural Comput & Applic*, 29, 749-760. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2475-5> (in English)
17. Wu, H., Long, H., Wang, Y., & Wang, Y. (2020). Stock index forecasting: A new fuzzy time series forecasting method. *Journal of Forecasting*, 40(4), 653-666. DOI: <https://doi.org/10.1002/for.2734> (in English)
18. Zaenurrohman, Hariyanto, S., & Udjiani, T. (2021). Fuzzy time series Markov Chain and Fuzzy time series Chen & Hsu for forecasting. *Journal of Physics: Conference Series*, 1943(1), 1-6. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1943/1/012128> (in English)

Надійшла до редколегії: 31.05.2023

Прийнята до друку: 29.09.2023