

МОДЕЛЮВАННЯ ДАНИХ ПРОЦЕСІВ МОНІТОРИНГУ ПРИ НЕРІВНОМІРНИХ І НЕЧІТКИХ ІНТЕРВАЛАХ СПОСТЕРЕЖЕНЬ

Анотація. У статті досліджено актуальні завдання щодо моделювання і аналізу даних часових послідовностей моніторингу процесів з нерівномірними та нечіткими інтервалами вибірки. Реалізація завдань аналізу і прогнозування таких часових рядів виконується на основі сепарабельної моделі, яка відрізняється окремим формуванням послідовностей величин показників процесу та інтервалів між спостереженнями. Сепарабельна модель була застосована для дослідження процесів клінічного моніторингу стану хворих на діабет з метою визначення оцінок величин нового періоду до виникнення стану/подій, які відповідають встановленим вимогам.

Проведено оцінку ефективності удосконаленого квантильного алгоритму моделювання часових послідовностей, запропонованого у цій роботі. Реалізація моделей послідовностей вимірів з нечітким кроком виконується шляхом застосування підходу на основі α -рівнів. Для скаляризації нечіткого результату застосовувався метод центру ваги.

Ключові слова: моніторинг, нерівномірна у часі вибірка, сепарабельна модель, нечітка квантильна модель, моніторинг стану хворих.

Вступ та постановка проблеми. 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. При тому для нечітких характеристиках послідовностей вихідних даних завдання аналізу суттєво ускладнюється. Для вирішення завдань аналізу та прогнозування НЧПД натеper застосовують кілька підходів [1 – 3, 9, 12]. Відзначимо серед них включення часової інформації у метрики відстані, що використовуються для кластеризації часових рядів (ЧР) [12]. Застосування для моделювання і прогнозування нечітких часових рядів процедур із встановлення нерівних частин областей універсуму дискурсу, з подальшою оцінкою взаємозв'язків між послідовними точками даних з використанням генетичного алгоритму [9]. Створюються но-

ві структури моделювання, що забезпечують економію моделей нечітких часових рядів (FTS) при збереженні певного рівня точності поза вибіркою [10] та інше.

У попередніх дослідженнях нами була запропонована нова математична модель щодо аналізу НЧПД, яка для моделювання використовує сепарабельні форми обліку часових інтервалів між рівнями ряду. В цій моделі нерівномірні (нечіткі) інтервали вибірок виділяються в окрему складову, а також розглядаються як одна із компонент вектору даних процесу моніторингу. При моделюванні часової складової враховуються лише послідовності величин інтервалів. Разом з цим окремо моделюються інші характеристики досліджуваних процесів, які розташовуються у відповідності до порядку їх розміщення у початкових НЧПД. Отримані результати моделювання всіх характеристик у підсумку «накладаються» на результати моделювання часових інтервалів. Остаточно комплексна модель НЧПД являє собою сформовані для кожної із властивостей оцінки параметрів, які зв'язуються між собою з оцінками періодів, отриманими за моделлю часового інтервалу. Сепарабельна модель (СПМ) процесів моніторингу у цілому визначає як значення нового моменту виникнення чергової події спостережуваного процесу, так і відповідні кожному моменту характеристики процесу. У дослідженні СПМ нами 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.

У представлений статті вирішені важливі для формування СПМ завдання щодо підвищення чисельної ефективності алгоритмів моделювання складових (часової та інших змістовних) процесів моніторингу у формі НЧПД, реалізованих засобами нечітких часових послідовностей (FTS) [1, 2] на основі удосконалення модифікованої квантильної моделі [5, 7]. Іншим новим завданням являється моделювання процесів з перемінним інтервалом спостереження за допомогою формування нечіткої моделі інтервалів моніторингу. Запропоновані процедури моделювання НЧПД були перевірені шляхом порівняльного аналізу результатів з відомими дослідженнями. В подальшому вони були застосовані для моделювання процесів клінічного моніторингу стану хворих на діабет. При цьому засобами моделювання вирішуються головні завдання щодо прогнозування максимального (детермінованого або нечіткого) періоду до стану/подій, які відповідають певним вимогам, а також із визначення небезпечних оцінок показників процесу моніторингу, зокрема хвороби. В цій статті виконано подальше удосконалення алгоритму (FTS) шляхом поєднання квантильної моделі [5, 16] (представляє граничні процеси узагальнення) з випадко-

вими процесами спостережень, а також встановлено ефективність запропонованого алгоритму.

При реалізації процесів з нерівномірною у часі вибіркою застосовано перехід до моделей послідовностей з нечітким кроком, реалізація яких в подальшому виконується шляхом застосування підходу на основі α -рівнів [4, 6]. Для кожного із таких α -рівнів засобами моделювання розраховуються значення контрольованих параметрів процесів моніторингу. Для скаляризації і отримання загального показника нечіткого результату застосовувався метод центру ваги [4].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідженням комплексу питань щодо моделювання недетермінованих процесів з нерівномірними інтервалами між спостереженнями приділяється все більше уваги [7 – 13]. Серед інших, в першу чергу відзначимо саме пропозицію розробки нової сепарабельної моделі як окремої форми аналізу і прогнозування таких НЧПД [16]. Модель СПМ передбачає формуванням послідовностей величин показників та інтервалів між спостереженнями окремо, з подальшим їх співставленням. Для реалізації СПВ був використаний модифікований алгоритм нечіткої квантильної моделі [7, 16]. Разом з цим відзначається, що реалізації методу СПМ значною мірою залежать від ефективності алгоритмів моделювання нечітких часових рядів.

Підхід до моделювання нерівномірних у часі вибірок на основі включення часової інформації у метрику відстані з метою удосконалення результатів кластеризації ЧР запропоновано у [8]. Відзначається, що більшість алгоритмів кластеризації, які засновані на відстані Евкліда або коефіцієнті кореляції Пірсона, не можуть включати часову інформацію в метрику відстані. Але порядок даних і різна довжина інтервалів вибірки важливі, тому вони повинні враховуватися при кластеризації ЧР. Пропонована у статті відстань для коротких часових рядів (STS) дозволяє вимірювати схожість нерівномірних форм поведінки. Шляхом включення відстані STS в стандартну схему нечіткої кластеризації був розроблений удосконалений алгоритм кластеризації нечітких часових рядів (FSTS) і наведено приклад, який демонструє його продуктивність.

В [9] відзначається що методологія прогнозування нечітких ЧР складається з визначення універсуму дискурсу (UOD), фазифікації точок даних часових рядів, встановлення зв'язків між послідовними точками даних і дефазифікації для отримання результатів прогнозування в початковій області. У цій статті для ЧР визначається UOD, далі встановлюються нерівні частини UOD, а потім оцінюється взаємозв'язок між послідовними точками даних для отримання моделей прогнозування. Для нерівномірного поділу UOD і встановлення

взаємозв'язку між частинами використовувався генетичний алгоритм. Запропонована модель прогнозування застосовувалась до кількох відомих у літературі часових рядів і виявилась ефективною. У статті [11] розглядається метод прогнозування переривчастих часових рядів з використанням сегментованої регресії. В ній також обговорюється істотний етап апріорного пропозиції моделі впливу, який часто упускається у дослідженнях. Демонструється підхід до статистичного аналізу, що включає основну та сегментовану регресійну модель.

У статтях [8, 10] пропонується нова структура моделювання, що забезпечує економію моделей нечітких часових рядів (НЧР) при збереженні певного рівня точності поза вибіркою. Економна модель НЧР вимагає множинної оптимізації гіперпараметрів, таких як тимчасові затримки і розбиття, яке складається з кількості нечітких множин, типу розбиття і функцій приналежності. У цьому дослідженні представлено економічний підхід до моделювання НЧР з використанням генетичного алгоритму (ГА). В роботі [13] виконується прогнозування якості повітря на основі показника прогнозу індексу забруднення (API) на основі різних класів математичних моделей, зокрема штучна нейронна мережа (ІНС), авторегресійна інтегральна змінна середня (ARIMA), тригонометричні регресорів і кілька моделей НЧР. Виконано коротке, але всебічне порівняльне дослідження результатів, отриманих для кожної з обраних моделей. Було виявлено, що моделі НЧР перевершують інші моделі з точки зору точності прогнозованих значень і часу обчислень [9]. Наведені вище та численні інші результати досліджень свідчать про високу ефективність та широку сферу застосування методів аналізу та прогнозування на основі НЧР. Разом з цим відзначається важливість подальшого розвитку алгоритмів FTS.

Натепер до найбільш актуальних відноситься методи, які здатні обробляти НЧПД в декілька кроків з високою точністю та малою перед історією процесів. Раніше Сонг і Чісонг розробили концепцію нечітких часових моделей, застосовану для прогнозування процесів вступу до університету [1, 2]. Метод прогнозування, заснований на нечітких часових оцінках високого порядку запропонований в роботах [3, 7], який застосований для прогнозування проблеми реєстрації подій. Нові метрики призначені для прогнозування різноманітних НЧР інтервалів високого порядку були застосовані для прогнозу нещасних випадків [9, 14].

В [7] запропонована комплексна концепція, заснована на прогнозуванні тенденції з використанням нечітких відносин третього порядку. Метод був використаний для прогнозування ТАIFEX. Результати моделювання засвідчили переваги цього

го методу з точки зору складності процесу моделювання та точності результатів прогнозування. Цей підхід застосовано у статті [16]. Аналіз публікацій показав значну актуальність завдань із розвитку методів аналізу процесів з нерівномірними у часі послідовностями подій, а також суттєву обмеженість підходів до моделювання процесів моніторингу таких процесів.

Мета дослідження. Метою цього дослідження являється удосконалення методів моделювання даних моніторингу процесів з нерівномірними та нечіткими інтервалами вибірки з використанням нової сепарабельної моделі та методу аналізу і прогнозування нечітких часових рядів. В статті досліджується ефективність запропонованого у ній удосконаленого квантильного алгоритму моделювання нечітких часових послідовностей, який був застосований для аналізу процесів клінічного моніторингу стану хворих на діабет.

Результати та основний матеріал дослідження. В якості моделі недетермінованих процесів моніторингу у формі НЧПД, в нашій роботі застосовується удосконалена форма квантильної моделі [5], що відповідає усім передумовам методології FTS [1, 2]. При цьому розглядають НЧР $F(t)$, а також $R(t, t-1)$ - модель першого порядку $F(t)$. У разі визначення для $F(t)$ нечітких множин $F(t-1)$, $F(t-2)$, ..., $F(t-n)$ має місце відношення n-го порядку

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

Базова процедура квантильної регресія для (1), запропонована в [7] і удосконалена в [16] для формування квантильної моделі досліджуваних процесів складається з трьох кроків: - 1) визначення області зміни показників, всесвіту дискурсу U часової послідовності та розподіл його на u_n рівних інтервалів; - 2) формування групи нечітких логічних відносин вищого порядку (у статті – третього порядку з трикутною функцією належності термів, які визначають лінгвістичні члени A_1, A_2, \dots, A_n); -3) з використанням умов третього порядку виконується прогнозування рівнів моделей ЧР. значення, яке розраховується

Особливість методу прогнозування полягає у введення показника моделювання «Тренд» та параметру k (каппа), який дозволяє характеризувати очікуваний напрям тренду процесу. Показник «Тренд» визначає напрямок послідовності даних, який розраховується за (2) – (4)

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

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

$$\left((y_{n-1} - y_{n-2}) - (y_{n-2} - y_{n-3}) \right) = k \quad (4)$$

де n – поточний рівень ітерації; y_n – значення величини показника НЧР; k – параметр «каппа». Коли «Тренд» відповідає умові (2), прогнозоване значення розраховується за формулою (5).

$$t_j = \frac{2}{\frac{0.25}{m_{j-1}} + \frac{1}{m_j} + \frac{0.75}{m_{j+1}}} \quad (5)$$

При виконанні умови (3) прогнозоване значення розраховується за (6).

$$t_j = \frac{2}{\frac{0.75}{m_{j-1}} + \frac{1}{m_j} + \frac{0.25}{m_{j+1}}} \quad (6)$$

За умови (4) прогнозоване значення розраховується відповідно (7).

$$t_j = \frac{2}{\frac{0.5}{m_{j-1}} + \frac{1}{m_j} + \frac{0.5}{m_{j+1}}} \quad (7)$$

де m_{j-1} , m_j та m_{j+1} – середні точки інтервалів u_{j-1} , u_j та u_{j+1} з відповідними лінгвістичними термами A_{j-1} , A_j та A_{j+1} .

Удосконалення алгоритмів моделювання та прогнозування рівнів процесів були запропоновані в роботі [16]. Вони полягають у наступному; параметр «каппа» k був представлений діапазоном $[k_1, k_2]$, з відповідною модифікацією умов тренду (2) – (4), а замість середніх точок інтервалів m_j в моделях (5) – (7) використовувалися безпосередньо y_n – значення показників рівнів нечіткої часової послідовності. Також були запропоновані інші ніж (2) – (4) моделі із оцінювання тренду, в яких визначення тренду проводилось на основі агрегованих ЧР, утворених на основі вихідної послідовності даних, що виявилися ефективними.

З метою підвищення ефективності процедур реалізації сепарабельної моделі НЧПД виконаємо подальше удосконалення квантильного алгоритму, застосованого у статтях [7, 16]. Сутність модифікації змістовно полягає у поєднанні результатів [7], представлених моделями (2) – (4) та (5) – (7) $U_f(t)$, які базуються на серединах m_j інтервалів квантування u_j , та зазначеною вище їх інтерпретацією $V_f(t)$ в статті [16]. Таке поєднання формально можна представити як зважену згортку результатів, отриманих на основі серединах інтервалів m_j з результатами моделювання за алгоритмами [16]. Були досліджені кілька схем поєднання (8) – (10) результатів, отриманих за моделями $U_f(t)$, $V_f(t)$. За схемою (8) результат моделювання на кроці « k » формується на основі (5) – (7) при заміні серединах m_j інтервалів квантування u_j на значення y_k рівнів вхідного ЧР, а

також на основі відповідного центру інтервалу m_k . Величина параметру « α » підбирається на основі процедури мінімізації квадрату середньої похибки

$$Y_k = \alpha V_k + (1-\alpha)u_k \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (8)$$

на основі (5) – (7) для V_k , а також для $U_f(t)$, що відповідає алгоритму статті [7], з підбором параметру « α »

$$Y_k = \alpha V_k + (1-\alpha)U_{fk} \quad (9)$$

За схемою (9) результат формується відповідно V_k , для схеми (8), але в разі величин вхідного ЧР беруться значення (10)

$$z_k = \alpha x_k + (1-\alpha)m_k \quad (10)$$

В результаті чисельних досліджень було встановлено, що всі схеми (8) – (10) являються ефективними з точки зору точності результатів моделювання вхідного НЧР. При цьому удосконалений алгоритм статті [16] мав перевагу перед алгоритмом роботи [7]. Також алгоритми за схемами (8), (9) давали кращі результати ніж попередник [16], але схема (9) являється більш складною. Використання схеми (10) не давало суттєвих переваг. У підсумку для подальшої реалізації НЧР моделями СПМ використовувався удосконалений квантильний алгоритм за схемою (8).

Сепарабельну модель (СПМ) процесу моніторингу НЧПД $F(t)$ представимо у наступному вигляді

$$SpM(t) = SpM_i(k) \cup \{SpM_i(SpM_i(k))\}, i=1, 2, \dots, q \quad (11)$$

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 характеристики $F(t)$, розрахованих для моментів, визначених на основі нечіткої моделі часу процесу $SpM_i(k)$.

Перевірку придатності та точності схеми (8) для сепарабельних моделей було виконано також на відомих результатах моделювання НЧР – прогнозування ТАIFEX [7]. Для цих процесів квантильна модель (4) – (7) виявилася порівняно кращою за інші методи FTS з точки зору складності моделі та точності оцінок прогнозування. Застосування схеми (8) до даних ТАIFEX показали її перевагу. З метою дослідження можливостей сепарабельних моделей (11) дані ТАIFEX були трансформовані таким чином, щоб відобразити задану нами нерівномірність процесів. При цьому умовно вважалось, що дані надходять через періоди часу, які пропорційні величинам показників. На рис. 1 показана варіативність періодів між спостереженнями, на рис. 2 – масштабовані значення моделі для показни-

ків, а на рис. 3 приведені результати застосування СПМ моделі (11). При цьому кожна із складових моделі СПМ має точність до 1,5%.

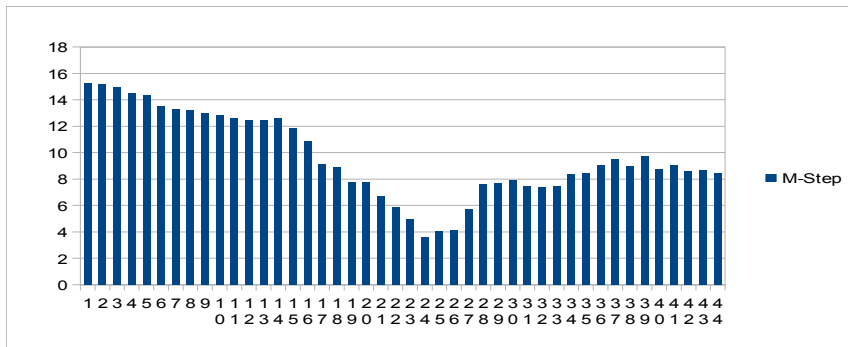


Рисунок 1 – Моделювання послідовності періодів між спостереженнями процесу

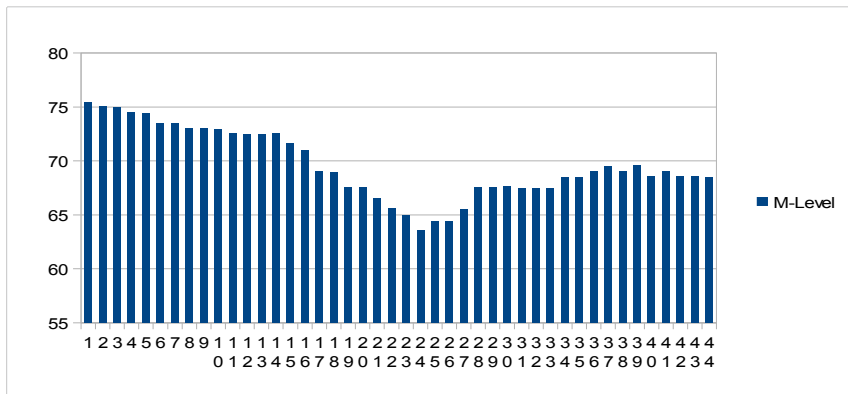


Рисунок 2 – Моделювання послідовності рівнів процесу

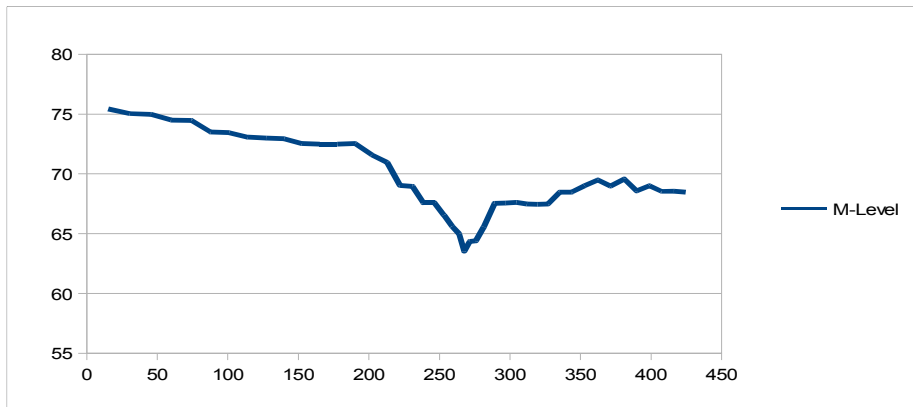


Рисунок 3 – Представлення процесу з перемінним інтервалом на основі сепарабельної моделі

З метою визначення оцінок величин наступного періоду до виникнення стану/подій, які відповідають встановленим вимогам, за допомогою СПМ (11) були досліджені процеси клінічного моніторингу стану хворих на діабет. Необхідно відзначити, що періоди моделі моніторингу надзвичайно нерівномірні та особливі для різних хворих. Тож для кожного хворого треба застосовувати індиві-

дуальну модель процесу клінічного моніторингу. На рис. 4 та рис. 5 показані розраховані складові сепарабельної моделі (11) для певного пацієнта (інтервал між вимірами і рівень показника цукру в певному масштабі, відповідно). Моделі рис. 4 та рис. 5 утворені шляхом розмноження дійсних вибірок моніторингу методом бутстрепу [15].

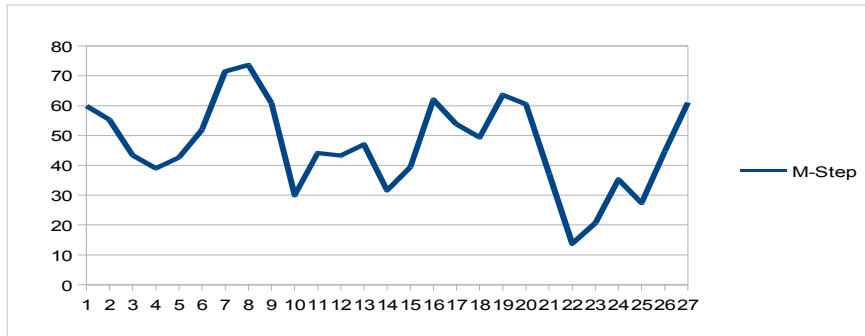


Рисунок 4 – Моделювання інтервалів процесу моніторингу хворого

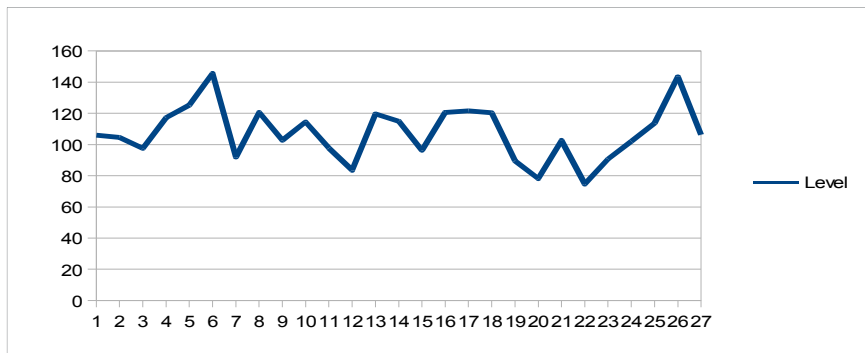


Рисунок 5 – Моделювання рівнів показника цукру процесу моніторингу хворого

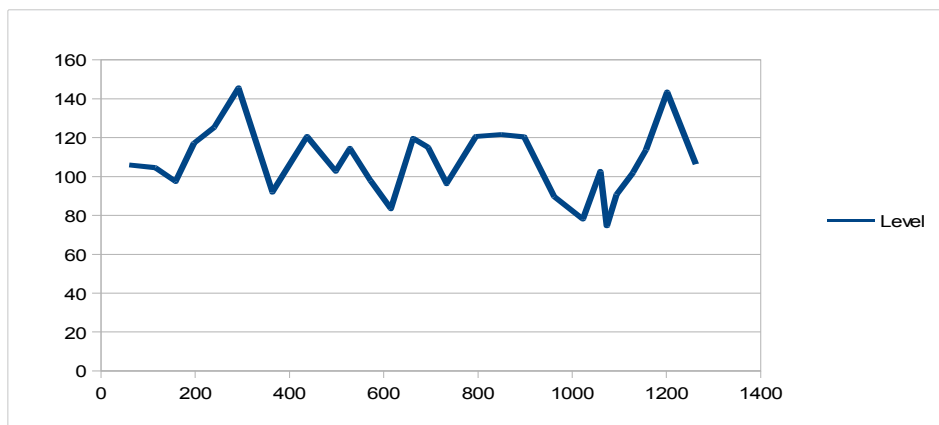


Рисунок 6 – Сепарабельна модель процесу клінічного моніторингу

Модель рис. 6 відтворює процес клінічного моніторингу пацієнта при нерівномірних інтервалах контролю з похибкою до 5% , що можна вважати достатнім для забезпечення встановлених вимог щодо оцінки стану хворого.

Моделювання процесів клінічного моніторингу при нечітких інтервалах (в термінах нечіткого кроку) застосовано в цьому дослідженні через складну структуру опису послідовностей інтервалів між спостереженнями (рис. 4 – рис. 6). Для формування нечіткої моделі кроку нами були використані стандартні процедури нечіткого моделювання [4, 6], пристосовані до даних процесів клінічного моніторингу. При утворенні нечіткої моделі інтервалів $(h_{\mu}(k), k=1, 2, \dots)$ для моніторингу процесів типу рис. 4 була застосована лінгвістична змінна подібна до рис. 7 виду

$$S_{\mu} = (10_{\mu}, 35_{\mu}, 60_{\mu}, 85_{\mu}, 110_{\mu}), \quad (12)$$

де за допомогою символу « μ » позначені відповідні трикутні нечіткі величини [4].

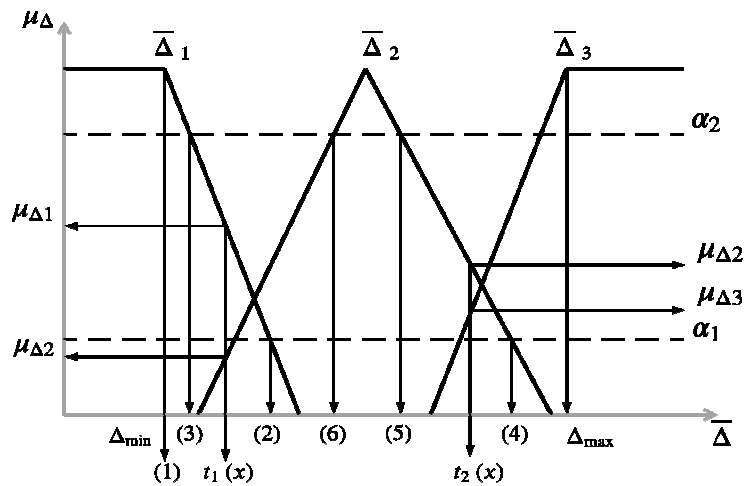


Рисунок 7 – Нечітке моделювання інтервалів процесів моніторингу

На умовному рисунку наведена лише частина термів нечіткої величини (12), щоб не робити його громіздким. Рисунок показує, що вхідні дані (етап фазифікації) відносяться до нечітких термів з більшою величиною ступеня належності (значення для $t_1(x)$ та $t_2(x)$). Також рис. 7 показує завдання формування діапазонів для моделювання процесів на α -рівнях. Наприклад, на рівні α_1 точки (2) та (4) відповідають максимальним значенням першого та другого термів, а точки (6) і (5) визначають детерміновані мінімальні та максимальні границі діапазону другого терму на α -рівні α_2 . За рахунок представлення $(h_{\mu}(k), k=1, 2, \dots)$ на α -рівнях нечіткі послідовності кроків приводяться до послідовностей з нерівномірним кроком.

Для застосування моделі СПМ з нечітким кроком послідовність рівнів процесу моніторингу представляють у вигляді

$$WT(t) = ((w_1, t_1), (w_2, t_2), \dots, (w_k, t_k), \dots), \quad (13)$$

де w_k – значення показника, t_k – час події рівня « k ». Позначаючи $d_k = (t_k - t_{k-1})$, формують послідовність інтервалів процесу $d(t) = (d_1, d_2, \dots, d_k, \dots)$, яка після фазифікації рис. 7 дає нечітку модель послідовності інтервалів $d_{\mu(k)}$, вигляду

$$d(t) = (d_{\mu 1}, d_{\mu 2}, \dots, d_{\mu k}, \dots). \quad (14)$$

Позначимо як $D_{r\alpha}$ детерміновані моделі послідовностей інтервалів між подіями моніторингу на α -рівнях, отримані окремо для нижніх ($r=f$) та верхніх ($r=e$) значень діапазонів (рис. 7).

Отримані для α -рівнів детерміновані моделі послідовностей інтервалів з перемінним кроком реалізуються за схемою квантильного алгоритму (8). При цьому отримують систему оцінок d^*_p , які утворюють нечітку величину $PS = \langle \text{крок процесу} \rangle$

$$PS = \sum(\alpha_p / d^*_p). \quad (15)$$

Методом центру ваги нечітких величин [4] виконується скаляризація НВ та визначаються оцінки показників моделей (14)

$$d_{k+1} = \sum(\alpha_p / d^*_p) / \sum \alpha_p \quad (16)$$

Таким чином, в цьому дослідженні аналіз та прогнозування подій при нечітких інтервалах реалізується стандартно – багаторазовим розрахунком детермінованих моделей процесів з нерівномірним інтервалом між подіями. Відзначимо що останні два рівні моделей процесів рис. 6 отримані на основі скалярних оцінок (16).

Висновки. У статті досліджені актуальні завдання щодо моделювання і прогнозування даних процесів моніторингу з нерівномірними та нечіткими інтервалами вибірки, які були реалізовані на основі сепарабельної моделі. Особливість цієї моделі визначається окремим формуванням послідовностей величин показників процесу та інтервалів між спостереженнями. Сепарабельна модель була застосована і виявилась ефективною при дослідженні процесів клінічного моніторингу стану хворих на діабет. Модель моніторингу була побудована з урахуванням з нечітких кроків послідовностей вимірів та реалізована шляхом застосування підходу на основі α -рівнів. В роботі виконано дослідження та встановлена ефективність запропонованого в ній удосконаленого квантильного алгоритму щодо моделювання нечітких часових послідовностей.

ЛИТЕРАТУРА / ЛІТЕРАТУРА

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

3. S. M. Chen, “Forecasting enrollments based on fuzzy time series,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 81, 1996, pp. 311-319.
4. Перат А. Нечеткое моделирование. – М. БИНИМ, 2009. – 798 с.
5. R. Koenker, “Quantile Regression”, Cambridge University Press, NY- 2005. pp. 137 – 143.
6. Рутковский Л. Методы и технологии искусственного интеллекта. – М. Горячая линия – Телеком, 210. – 520 с. .
7. Tahseen A., Aqil S., Burney Cemal A. A New Quantile Based Fuzzy Time Series Forecasting Model [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://publications.waset.org/14214/pdf>
8. E. Bas, U. Yolcu and E. Egrioglu, “Intuitionistic fuzzy time series functions approach for time series forecasting”, *Granular Computing*, 2020.
9. S.S. Pal and S. Kar, “Fuzzy Time Series Model for Unequal Interval Length Using Genetic Algorithm” *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 699 2019.
10. J.L. Bernal, S. Cummins, A. Gasparrini “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.
11. R. Gao, O. Duru “Parsimonious fuzzy time series modeling”, *Expert Systems With Applications* vol. 156, 2020.
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. W. Koo, Shin Wee Wong, G. Selvachandran, Hoang Viet Long, Le Hoang Son, “Prediction of Air Pollution Index in Kuala Lumpur using fuzzy time series and statistical models”, *Air Quality, Atmosphere & Health* vol. 13, 2019 pp. 77-88
14. T. A. Jilani, S. M. A. Burney, and C. Ardil, “Multivariate high order fuzzy time series forecasting for car road accidents,” *International Journal of Computational Intelligence*, vol. 4, issue 1, 2007b, pp. 15-20.
15. Моделі і методи соціально-економічного прогнозування /Геєць В.М., Клебанова Т.С., Черняк О.І. – Харків: ВД «ІНЖЕК», 205. – 396 с.
16. Методи інтелектуального моделювання процесів з перемінним інтервалом спостережень та конструктивного упорядкування «з вагою» / В.В. Скалозуб, Б.Б. Білий, О.О. Галабут, О.В. Мурашов. // Системні технології. – 2020. – Випуск 5 (132). – С. 83-98.

REFERENCES

1. Q. Song, and B. S. Chissom, “Forecasting enrollments with fuzzy time series – Part I,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 54, issue 1, 1993a, pp. 1–9.
2. B. S. Chissom, “Fuzzy time series and its models,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 54, issue 3, 1993b, pp. 269–277.
3. S. M. Chen, “Forecasting enrollments based on fuzzy time series,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 81, 1996, pp. 311–319.
4. Pegat A. “Fuzzy modeling”, – M. BINOM, 2009, 798p.
5. R. Koenker, “Quantile Regression”, Cambridge University Press, NY- 2005. pp. 137–143.
6. Rutkovskiy L. *Methods and technology of artificial intellect.* – M. Hot line – Telecom, 210. – 520 с.
7. 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>
8. E. Bas, U. Yolcu and E. Egrioglu, “Intuitionistic fuzzy time series functions approach for time series forecasting”, *Granular Computing*, 2020.
9. S.S. Pal and S. Kar, “Fuzzy Time Series Model for Unequal Interval Length Using Genetic Algorithm” *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 699 2019.
10. J.L. Bernal, S. Cummins, A. Gasparrini “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.
11. R. Gao, O. Duru “Parsimonious fuzzy time series modeling”, *Expert Systems With Applications* vol. 156, 2020.
12. Carla S. Moller-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. W. Koo, Shin Wee Wong, G. Selvachandran, Hoang Viet Long, Le Hoang Son, “Prediction of Air Pollution Index in Kuala Lumpur using fuzzy time series and statistical models”, *Air Quality, Atmosphere & Health* vol. 13, 2019 pp. 77–88
14. T. A. Jilani, S. M. A. Burney, and C. Ardil, “Multivariate high order fuzzy time series forecasting for car road accidents,” *International Journal of Computational Intelligence*, vol. 4, issue 1, 2007b, pp. 15–20.
15. *Models and methods of socio-economic forecasting* / Geyets V.M., Klebanova T.S., Chernyak O.I. – Kharkiv: PH «INZHEK», 205. – 396 p.
16. *Methods of intelligent modeling of processes with a variable observation interval and constructive ordering “with weight”* / V.V. Skalozub, B.B. Belyy, O.O. Galabut, O.V. Murashov // *System technologies*, 2020, vol. 5 (132). – P. 83–98.

Received 15.04.2021.
Accepted 17.04.2021.

**Моделирование процессов мониторинга при неравномерных
и нечетких интервалах наблюдений**

В статье приведены результаты применения сепарабельной математической модели анализа нечетких временных последовательностей с неравномерными и нечеткими интервалами выборки данных. Проведено исследование эффективности усовершенствованного квантильного алгоритма моделирования. Реализация моделей последовательностей измерений с нечетким шагом выполняется путем применения подхода на основе α -уровней. Для скаляризации нечеткого результата применялся метод центра тяжести. Сепарабельная модель была применена для моделирования процессов клинического мониторинга состояния больных диабетом.

Modeling of monitoring processes with uneven and fuzzy observation intervals

The paper presents the results of applying a separable mathematical model for analyzing fuzzy time series with uneven and fuzzy data sampling intervals. The study of the efficiency of an advanced quantile modeling algorithm is presented. The implementation of models of measurement sequences with fuzzy steps is conducting by applying the approach based on α -levels. The center of weight method was used for scalarization the fuzzy result. A separable model was used for modeling the processes of clinical monitoring of patients with diabetes.

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

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

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

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

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

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