

К. Burak, V. Kovtun, L. Dorosh

**TO THE QUESTION OF DEFINING THE DEFORMATION OF
ENGINEERING STRUCTURES BY TRIGONOMETRIC LEVELING**

In this paper we consider the possibility of using one-sided trigonometric leveling in observations of structure deformations. It is noted that in comparison with geometric leveling trigonometric has even a number of advantages. For example, no errors occur during the installation of rails, which is one of the main sources of errors at geometric leveling. On the basis of conducted researches the dependencies of the RMS error definition of the excess between these points, from distance and difference of heights between the standing station and points that are observed, were established. The obtained dependencies and graphs allow us to conduct a priori assessment of the accuracy of determination of the structure deformations.

The authors point out dependencies and graphs that allow, by asking the necessary RMS error definition of the excess and technical characteristics of the device, to determine the allowable values of the required length.

Key words: *one-sided trigonometric leveling, RMS error definition of the excess, structure deformations.*

Надійшла до редакції

13.04.2018

УДК 528.48

Р.В. Шульц, *д-р техн. наук, професор,*
А.М. Хайлак, *аспірант,*
кафедра інженерної геодезії,

Київський національний університет будівництва і архітектури

**ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ГРУПОВОГО ВРАХУВАННЯ АРГУМЕНТІВ
ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВЕРТИКАЛЬНИХ ПЕРЕМІЩЕНЬ ТОЧОК
НА ЗСУВАХ**

У роботі наведено практичні результати застосування методу групового врахування аргументів до результатів геодезичних спостережень за вертикальними переміщеннями деформаційних знаків на зсувах. Для дослідження використано результати спостережень у відкритому доступі, на зсуві Граденбах, що розташований в Австрійських Альпах. У роботі наведено короткий опис зсуву та системи моніторингу на ньому, що створена науковою групою з Технічного університету Грацу (Австрія). Враховуючи комплексність зсувного процесу, встановлено, що традиційні методи прогнозування (поліноміальні, експоненціальні, тригонометричні та інші моделі) у випадку зсувних процесів є неефективними. Наведено основні положення методу групового врахування аргументів та комбінаторного алгоритму цього методу. Для створення прогнозної моделі було використане програмне забезпечення

GMDH Shell. За даними моніторингу побудовано прогнозу модель, яку порівняно з результатами спостережень методом оберненого прогнозування. Одночасно для підтвердження ефективності обраного методу було виконане прогнозування з використанням класичних моделей. Результати дослідження підтвердили високу ефективність методу групового врахування аргументів та його перевагу над іншими відомими методами прогнозування.

Ключові слова: зсув, прогнозування, метод групового врахування аргументів, комбінаторний алгоритм, вертикальні переміщення.

Вступ. Прогнозування зсувних процесів є вкрай відповідальним завданням, основною метою якого – запобігання виникненню раптових обвалів на зсувах. Водночас складність зсувних процесів, особливо на великих зсувах, не дозволяє використовувати прості математичні моделі прогнозування. Сучасне уявлення про зсувні процеси відносить зсуви [5] та процеси на них до категорії, близької до землетрусів, прогнозування яких, як відомо, є поки що завданням без відповіді. Будь-який зсувний процес характеризується наявністю цілого ряду факторів, які впливають на його перебіг. До найбільш характерних та впливових факторів відносять геологію зсуву (геологічний склад, характер поверхні ковзання та її геометрія), метеорологічні (температурний режим, кількість та інтенсивність опадів), геометричні (об'єм зсуву, геометрія поверхні ковзання, глибина зсуву та ін.). За наявності такої кількості факторів для прогнозування необхідно використовувати або фізичні моделі з величезною кількістю параметрів, або геометричні моделі, які дають змогу спрогнозувати переміщення тільки за результатами геодезичного моніторингу. В останньому випадку – звичайні математичні моделі (поліноміальні, прискорень). Звичайно, що така картина є ідеальною, отже, для прогнозування необхідно використовувати сучасні математичні алгоритми, що базуються, зокрема, на теорії нейронних мереж та методу групового врахування аргументів. Саме метод групового аналізу аргументів пропонується дослідити у представленій роботі.

Аналіз досліджень і публікацій. Враховуючи інформацію, викладену у вступній частині, немає необхідності аналізувати традиційні методи прогнозування переміщень зсувів за результатами геодезичного моніторингу. У 2001 році робочою групою 6.1 міжнародної федерації геодезистів (FIG) опубліковано доповідь, в якій викладено сучасний погляд на моделювання переміщень. Вже на той час автори розділили моделі прогнозування на дві категорії: описові і вхід-вихід, або причина-наслідок [5]. В рамках такого розподілу визначено конгруентні, статичні, кінематичні та динамічні моделі. За умови, що ми знаємо вихідні навантаження, є можливість побудувати статичну або динамічну модель. Проте це не завжди може бути реалізоване, особливо у випадку зсувів. Тож єдиним придатним варіантом є побудова кінематичної моделі, в якій переміщення представлені як функція часу, а не навантажень. Водночас питання деформаційної моделі пов'язане з питанням її ідентифікації [16]. Загалом ідентифікація моделі може бути здійснена параметричним і непараметричним шляхом. Однак знову ж таки параметрична ідентифікація можлива за умови, що ми знаємо фізичну модель, тобто знаємо

сили, що діють на об'єкт моніторингу. В усіх інших випадках ми користуємося непараметричною ідентифікацією, класичним випадком якої є регресійний аналіз. Аналізуючи сучасні підходи до прогнозування результатів геодезичного моніторингу відмітимо, що у випадку зсувів у більшості випадків ми маємо справу з непараметричною ідентифікацією з подальшою побудовою кінематичних моделей [11]. Добре зарекомендували себе моделі, побудовані із використанням алгоритму фільтра Калмана [1; 4; 8]. Причому модель фільтра Калмана може бути використана в обох випадках – при параметричній та непараметричній ідентифікації моделей. Сучасними моделями, що недостатньо досліджені, є моделі, побудовані з використанням нейронних мереж [3; 6; 10; 12], методу аналізу сингулярного спектра [7] та теорії випадкових функцій [16-18]. Можливості цих методів досліджено не в повному обсязі. Кожен з них має свої переваги та недоліки. В середині 70-х років ХХ сторіччя українським вченим О.Г. Івахненком теоретично обґрунтовано та доведено до практичної математичної реалізації метод групового врахування аргументів (МГВА) [14]. Цей метод поєднує в собі всі переваги відомих методів прогнозування і вже тривалий час використовується для вирішення прикладних наукових завдань [13; 15]. Через дуже високу складність обчислювального процесу МГВА почав постійно застосовуватись тільки з появою потужних обчислювальних засобів, оскільки у спрощеному вигляді базова ідея методу полягає у переборі всіх можливих моделей з оцінюванням параметрів цих моделей на кожному етапі і формуванням остаточної моделі як суми моделей, що забезпечують певний оптимальний критерій. При цьому отримана модель не є простою суперпозицією багатьох моделей. Важливо відмітити, що до аналізу результатів геодезичного моніторингу МГВА до теперішнього часу не застосовувався.

Мета роботи. Метою роботи є дослідження можливостей методу групового врахування аргументів для прогнозування вертикальних переміщень точок під час виконання геодезичного моніторингу зсувів.

Виклад основного матеріалу. Ідея використання МГВА для аналізу та прогнозування результатів геодезичного моніторингу на зсувах виникла завдяки наявності у відкритому доступі даних тривалих спостережень за деформаційними знаками на зсуві Граденбах в Австрійських Альпах. Систему моніторингу розроблено колективом вчених з Технічного університету Граца (Австрія). У роботах [2; 9] наведено детальний опис системи моніторингу, далі ми представимо лише основний склад системи та результати її роботи.

В альпійському регіоні природні катастрофи, спричинені зсувною активністю, є дуже частим явищем. Для запобігання масштабним раптовим зсувам була встановлена система моніторингу, за допомогою якої визначались як переміщення зсуву, так і фактори, що спричиняють ці переміщення. Система моніторингу на зсуві Граденбах складається з трьох компонентів:

- геодезичного;
- сейсмічного;
- кліматичного/гідрологічного.

Геодезичний компонент реалізовано через розміщення мережі з п'яти ГНСС-станцій, на яких періодично виконується визначення координат. На рис. 1. представлено зображення зсуву [2; 9].

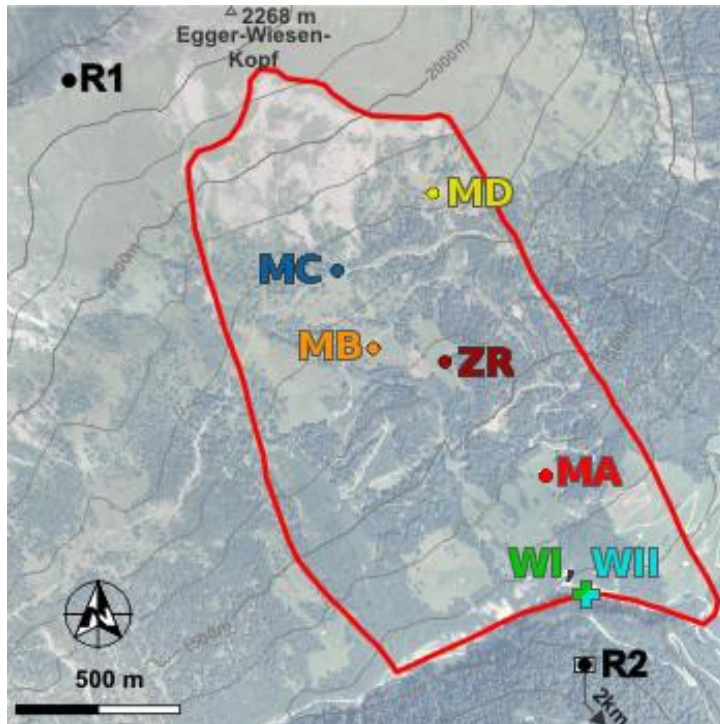


Рис. 1. Розміщення зсуву Граденбах та мережі ГНСС-станцій

На зсуві Граденбах встановлено п'ять станцій моніторингу і дві референсні станції в 1999 р. референсні станції R1, R2, станції моніторингу MA, MC були встановлені як перманентні у 2009 році. Станції MB, MD і ZR вмикаються тільки на декілька днів протягом року. Оброблення даних виконується в режимі реального часу в офісі Граца. Обчислення координат виконують в програмному забезпеченні BERNESE з включенням автоматичного імпорту останніх орбітальних даних IGS та іоносферних і тропосферних поправок на основі 4-годинних сесій спостережень.

Для подальшого аналізу ми обрали результати спостережень для станції MC. Графіки виміряних переміщень та повного переміщення станції за час спостережень наведено на рис. 2 і 3.

Виходячи з попереднього аналізу отриманих результатів, зафіксовано нерівномірність та відсутність систематичності у виміряних переміщеннях. Попри це такі переміщення не можуть бути результатом похибок вимірювань, а наявність деформаційного процесу є очевидною. За таких умов можна висунути гіпотезу про вплив певних неврахованих параметрів на перебіг деформаційного процесу. В такому разі для прогнозування й аналізу деформаційного процесу, як зазначалося раніше, традиційні методи аналізу є непридатними.



Рис. 2. Виміряні вертикальні переміщення для станції МС

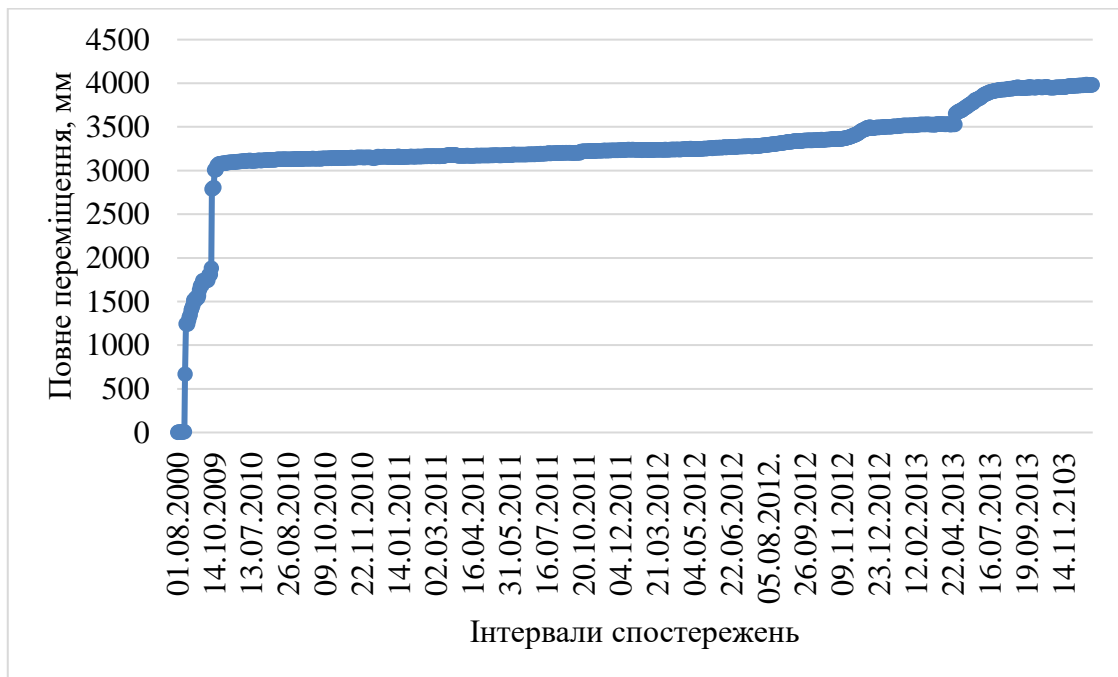


Рис. 3. Повні вертикальні переміщення для станції МС

Проблема моделювання деформаційного процесу може бути вирішена за допомогою дедуктивних логіко-математичних або індуктивних переборних методів. Дедуктивні та імітаційні методи мають перевагу у випадку досить простих задач моделювання, коли відома теорія об'єкта, що моделюється, і тому можлива розробка моделі, виходячи з фізично заснованих принципів, застосовуючи знання щодо процесів в об'єкті. Прийняття рішень про кінематику деформаційного процесу потребує засобів, що здатні отримувати точні моделі на основі прогнозів процесів. Проте виникають проблеми, пов'язані з великою

кількістю змінних, що впливають на деформаційний процес (температура конструкцій та навколишнього середовища, коливання рівня ґрунтових вод, динамічні навантаження та ін.), малою у статистичному сенсі кількістю спостережень і невідомими динамічними зв'язками між змінними. Такі процеси є складними, вони характеризуються [13]:

- недостатньою вихідною інформацією;
- великою кількістю параметрів, що не вимірюються;
- зашумленими або короткими вибірками даних;
- погано обумовленими об'єктами з розмитими характеристиками.

Такі проблеми не можуть бути розв'язані дедуктивними логіко-математичними методами з достатньою точністю. У такому разі здобуття знань з даних, тобто знаходження моделі на підставі експериментальних вимірювань, має перевагу, коли йдеться про досить складні об'єкти. Такі об'єкти містять мінімальне апріорне знання або не мають визначеної теорії взагалі. Це особливо стосується об'єктів з розмитими характеристиками.

Ці проблеми можуть бути вирішені за допомогою методу групового врахування аргументів (МГВА), котрий дає змогу знаходити знання про об'єкт безпосередньо з вибірки даних. Це індуктивний переборний метод, що має переваги щодо досить складних об'єктів, стосовно котрих немає визначеної теорії. Алгоритми МГВА знаходять єдину оптимальну для кожної вибірки модель за допомогою повного перебору всіх можливих моделей-кандидатів та операції їх оцінки за зовнішнім точностним критерієм на незалежній підвбірці даних. Далі наведено стислий виклад теорії МГВА згідно з роботами розробника цього методу академіка О.Г. Івахненка [13-15].

Підхід МГВА оснований на переборі моделей, що поступово ускладнюються, і їх оцінці за зовнішнім критерієм. В якості вхідних змінних можуть бути використані будь-які параметри, здатні впливати на процес. Комп'ютер сам знаходить структуру моделі та ступінь впливу параметрів на вихідну величину. Найкращою є та модель, що веде до мінімального значення зовнішнього критерію.

МГВА був розроблений для моделювання складних систем, прогнозування, ідентифікації й апроксимації багатофакторних систем, діагностики, розпізнавання образів та кластеризації вибірки даних. Аналітично доведено, що тільки за допомогою цього індуктивного методу самоорганізації для неточних, зашумлених або коротких вибірок даних може бути знайдена єдина оптимальна нефізична модель, точність прогнозу якої є вищою, а структура простішою, ніж структура звичайної повної фізичної моделі.

Метою нашої роботи є отримання математичної моделі опису деформаційного процесу, що відбудеться для об'єкта у майбутньому (задача прогнозування). МГВА вирішує за допомогою процедури перебору багатовимірну проблему оптимізації моделі [13-15]:

$$\tilde{g} = \arg \min_{g \subset G} CR(g), CR(g) = f(P, S, \xi^2, T, V), \quad (1)$$

де G - множина моделей, що розглядаються, CR - зовнішній критерій якості моделі g з цієї множини; P - кількість множин змінних; S - складність моделі; ξ^2 - дисперсія завад; T - число трансформацій вибірки даних; V - кількість видів референтної функції.

Для базової референтної функції кожна множина змінних відповідає певній структурі моделі $P = S$. Задача трансформується до більш простої одновимірної:

$$CR(g) = f(S),$$

коли $\xi^2 = const, T = const, V = const$

В основі лежить переборна процедура, тобто послідовна перевірка моделей, що обираються з множини моделей-кандидатів відповідно до вибраного критерію. Більшість алгоритмів МГВА використовують поліноміальну базисну функцію. Загальний зв'язок між вхідними та вихідними змінними може бути виражений у вигляді функціонального ряду Вольтерра, дискретним аналогом якого є поліном Колмогорова–Габор:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^M a_i x_i + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^M a_{ijk} x_i x_j x_k,$$

де $\mathbf{X}(x_1, x_2, \dots, x_M)$ - вхідний вектор змінних; $\mathbf{A}(a_1, a_2, \dots, a_M)$ - вектор ваг.

Метод дає змогу одночасно отримати оптимальну структуру моделі та залежність вихідних параметрів від вибраних найбільш значущих вхідних параметрів системи. Основною особливістю алгоритмів МГВА є те, що коли використовуються неперервні дані з завадами (похибками), він вибирає як оптимальну спрощену *нефізичну модель*. Тільки для точних чи дискретних даних алгоритми обирають так звану *фізичну модель* - найпростішу модель з усіх незміщених моделей.

Блок-схему комбінаторного алгоритму МГВА наведено на рис. 4. Вхідна вибірка даних являє собою таблицю яка містить N рівнів (точок) спостережень множини з M змінних. Вибірка поділяється на дві частини. Приблизно дві третини точок належать до навчальної підвибірки N_A , а одна третина точок, що залишилися (таким чином - кожна третя точка) з такою самою варіацією формують перевірочну підвибірку N_B . Перед розбиттям точки ранжуються за значенням варіації. Навчальна вибірка використовується для одержання оцінок коефіцієнтів полінома, а перевірочна підвибірка – для вибору структури оптимальної моделі, для якої зовнішній критерій регулярності $AR(s)$ набуває найменших значень:

$$AR(s) = \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i(B))^2 \rightarrow \min, \quad (2)$$

або краще застосовувати критерій перехресного контролю (cross-validation) $PRR(s)$ (він бере до уваги всю інформацію з вибірки даних та може бути обчислений без перерахування матриці для кожної перевірочної точки):

$$PRR(s) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{y}_i(B)]^2 \rightarrow \min, \quad N_A = N - 1, \quad N_B = 1.$$

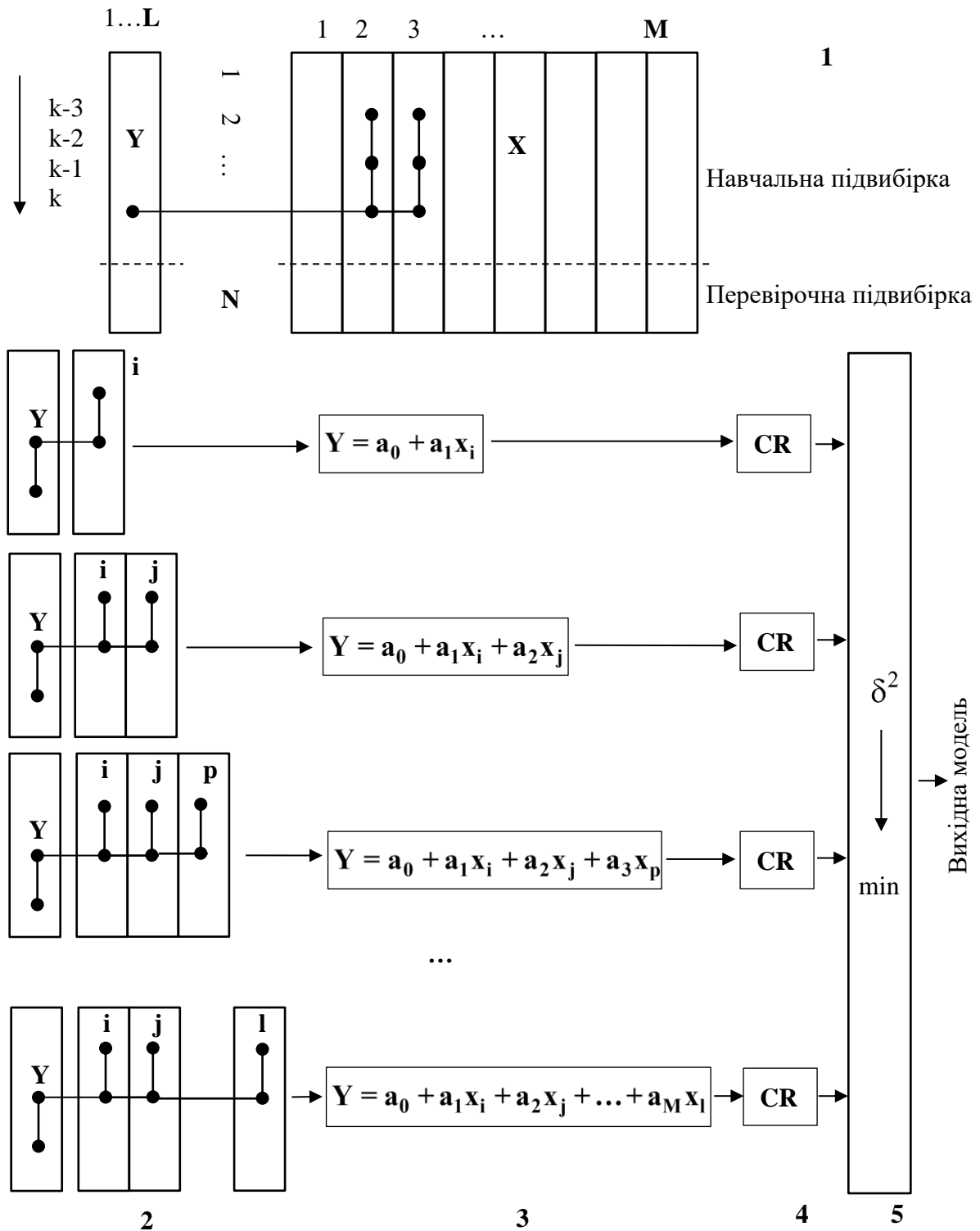


Рис. 4. Комбінаторний алгоритм МГВА:

1 - вибірка даних; 2 - ряди ускладнення часткових описів; 3 - форми часткових описів; 4 - вибір оптимальних моделей; 5 - додаткове визначення моделі за дискримінаційним критерієм

Для тестування моделі на відповідність за критерієм балансу вхідна вибірка даних поділяється на дві частини. Критерій вимагає вибору моделі, яка буде майже однаковою в обох підвбірках. Критерій балансу буде знаходити єдину оптимальну фізичну модель, тільки якщо вхідна вибірка зашумлена. Для отримання гладкої переборної кривої, яка дає змогу визначити правило зупинки переборної процедури, повний пошук проводиться на групах моделей однакової складності. Наприклад, перший рівень може використовувати інформацію з кожної однієї колонки вибірки даних таким чином, що повний пошук ведеться серед всіх можливих моделей виду:

$$y = a_0 + a_1x_i, \quad i = 1, 2, \dots, M. \quad (3)$$

Нелінійні члени можуть бути враховані як нові вхідні змінні у вибірці даних. Вихідна змінна визначається наперед експериментатором. На наступному рівні перебираються всі моделі виду:

$$y = a_0 + a_1x_i + a_2x_j, \quad j = 1, 2, \dots, M. \quad (4)$$

Моделі оцінюються на відповідність за критерієм і так далі, поки значення критерію зменшується.

За результатами вимірних переміщень, що наведені на рис. 3, за наведеною схемою було виконане прогнозування переміщень методом групового врахування аргументів за комбінаторним алгоритмом. Остаточо отримано модель прогнозування, що представлена далі у вигляді двох рівнянь.

$$Y_t = -34.3542 - 0.00539665\Delta S_{t-2} - 0.00000027644\Delta S_{t-2}N_t + 1.02495N_t; \quad (5)$$

$$N_t = 496.398 + 0.841535\Delta S_{t-1} - 0.0000000848953\Delta S_{t-1}cycle + 0.00259425cycle. \quad (6)$$

У табл. 1 наведено результати оцінювання точності отриманої моделі (5-6).

Таблиця 1

Точність моделі, побудованої за МГВА

Максимальне від'ємне відхилення, мм	-91,3
Максимальне додатне відхилення, мм	36,2
Середнє квадратичне відхилення, мм	12,4
Коефіцієнт кореляції	0,9989

На рис. 5 наведено результати прогнозування: графік вимірних переміщень (actual data), модельні переміщення (model fit), прогнозовані переміщення (predicted) та довірчий інтервал для прогнозу (confidence band). По вертикальній осі графіка відкладено вертикальні переміщення у міліметрах, а по горизонтальній осі – цикли спостережень.

На рис. 6 наведено у збільшеному вигляді результати прогнозування МГВА (позначення аналогічні до рис. 5).



Рис. 5. Графік вимірних переміщень та прогнозування

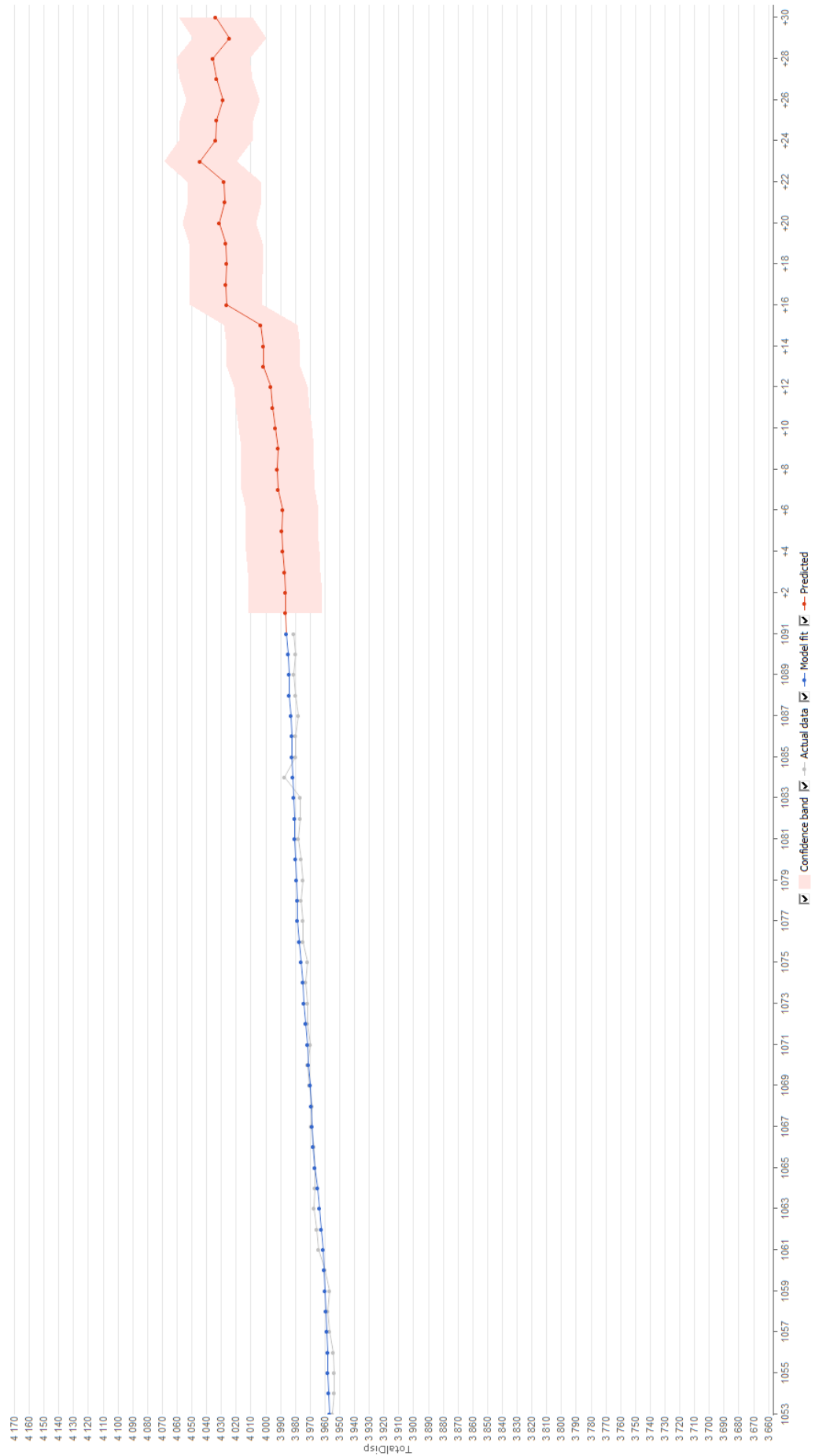


Рис. 6. Графік, що дає можливість оцінити якість прогнозування МГВА

Оцінити кількісно якість побудованої МГВА моделі можна, порівнявши її з іншою моделлю. Для прикладу розглянемо модель, що найчастіше використовується під час прогнозування переміщень – поліноміальну. Степінь полінома визначено, виходячи із співвідношення величина поліноміального коефіцієнта/точність визначення коефіцієнта. За таким критерієм побудовано поліном десятого степеня як такий, що забезпечує нацкращу точність. Загальний вигляд полінома:

$$Y_t = -239.882 + time \times 108.691 + time^2 \times (-1.36573) + time^3 \times 0.00901898 + time^4 \times (-3.53535e^{-5}) + time^5 \times 8.74106e^{-8} + time^6 \times (-1.39885e^{-10}) + time^7 \times 1.44593e^{-13} + time^8 \times (-9.31911e^{-17}) + time^9 \times 3.40658e^{-20} + time^{10} \times (-5.39741e^{-24}) \quad (7)$$

За моделлю (7) виконано оцінку точності (табл. 2).

Таблиця 2

Точність поліноміальної моделі

Максимальне відємне відхилення, мм	-522,9
Максимальне додатне відхилення, мм	575,0
Середнє квадратичне відхилення, мм	85,6
Коефіцієнт кореляції	0,9854

На рис. 7 наведено результати побудови поліноміальної моделі: графік вимірних переміщень (actual data) та модельні переміщення (model fit). На рис. 8 наведено графіки вимірних переміщень (actual data), модельні переміщення (model fit), прогнозовані переміщення (predicted) та довірчий інтервал для прогнозу (confidence band). По вертикальній осі графіка відкладено вертикальні переміщення у міліметрах, а по горизонтальній осі – цикли спостережень.

Порівнявши дані табл. 1 і 2, можемо констатувати, що модель, побудована за МГВА, безумовно є на порядок кращою порівнянно з поліноміальною моделлю. Особливо хочеться відмітити той факт, що середнє квадратичне відхилення у МГВА дорівнює 12 мм, що в загальному випадку відповідає точності вимірювання вертикальної складової за методом ГНСС-спостережень. При цьому коефіцієнт кореляції у даному випадку не є надійним критерієм оцінювання якості моделі.

Якщо порівняти якість прогнозування (рис. 6 і 8), то очевидно, що результати прогнозування за поліноміальною моделлю є неадекватними, незважаючи на високий степінь поліному. Розмах максимальних відхилень перевищує величину 1 м, що становить третину загального кінцевого переміщення.



Рис. 7. Виміряні переміщення та графік поліному за цими переміщеннями

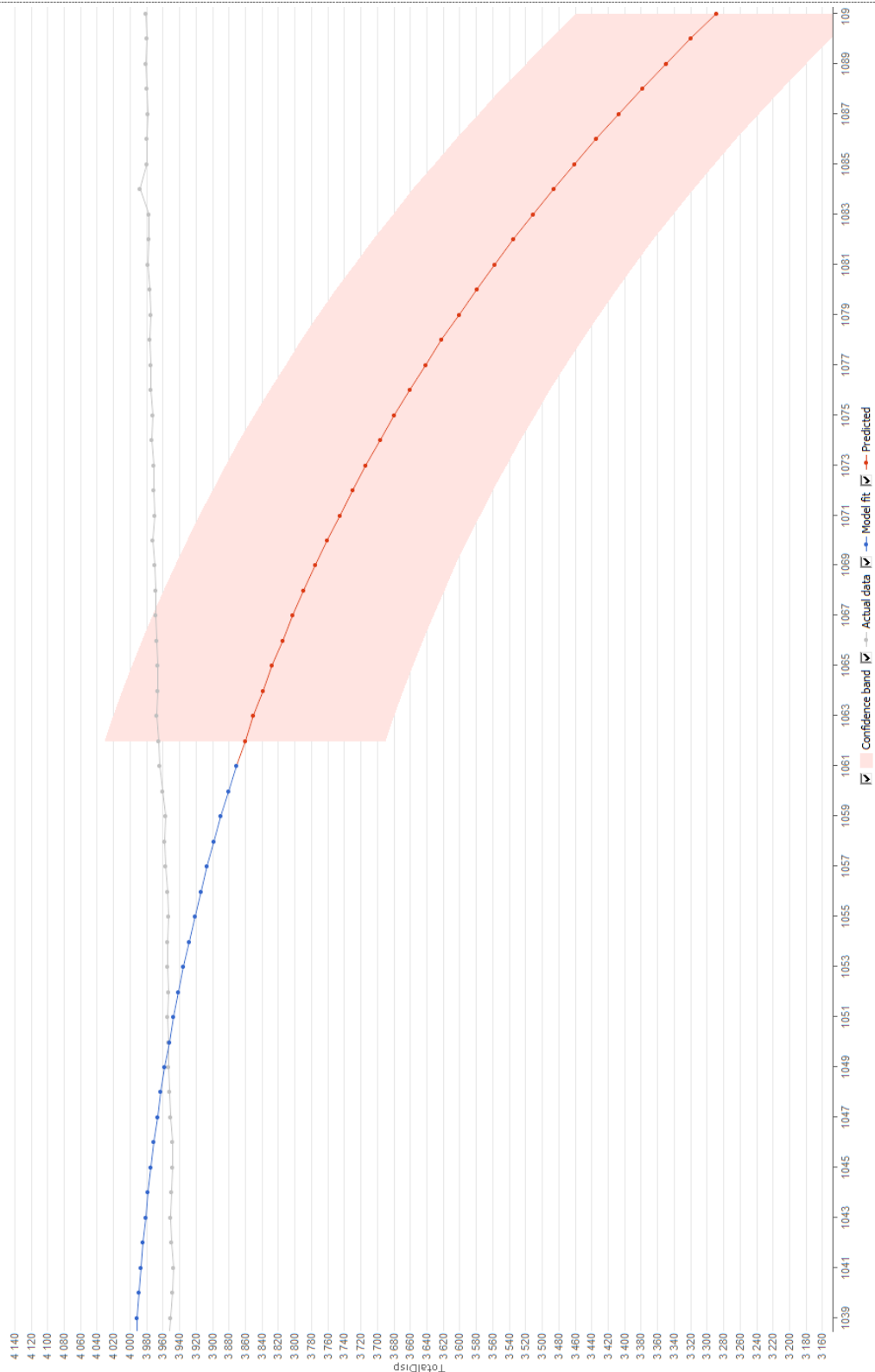


Рис. 8. Графік прогнозу за поліноміальною моделлю

Висновок. Упредставленій роботі досліджено можливості методу групового врахування аргументів для прогнозування вертикальних переміщень точок на зсувах. На прикладі результатів тривалих спостережень за вертикальними переміщеннями точок на зсуві Граденбах (Австрія) було виконане моделювання та прогнозування переміщень. Для підтвердження ефективності

запропонованого методу виконано прогнозування вертикальних переміщень з використанням поліноміальної апроксимації. Результати порівняльного аналізу підтвердили високу ефективність методу групового врахування аргументів під час прогнозування такого складного деформаційного процесу, як переміщення на зсувах. Важливо відмітити, що метод групового врахування аргументів дає можливість враховувати додаткові параметри у прогнозуванні, такі, наприклад, як кількість опадів, зміна температури та вологості.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. *Adeniyi I.* GPS Time Series Land Slide Monitoring using a Weighted Extended Kalman Filtering with a DIA Procedure // Shaping the Change XXIII FIG Congress, TS 29 – Land Slide Control and Monitoring Surveys, Munich, Germany, October 8-13, 2006. – pp. 1-11
2. *Brückl E., Brunner F.K., Lang E., Mertl S., Müller M., Stary U.* The Gradenbach Observatory—monitoring deep-seated gravitational slope deformation by geodetic, hydrological, and seismological methods *Landslides*, 2013 10:815–829 DOI 10.1007/s10346-013-0417-1
3. *Demirkaya, S.* Deformation Analysis of an Arch Dam Using ANFIS, in Proc. of the Second International Workshop (AIEG 2010) „Application of Artificial Intelligence in Engineering Geodesy“: selected papers. Ed. by Reiterer, A.; Egly, U., Heinert, M., Riedel, B. June, 2010, Braunschweig, Austria, 21–31.
4. *Ehigiator -Irughe, R., Ehiorobo, J., Ehigiator, M.* Prediction of dam deformation using Kalman filter technique, in FIG Congress 2014 Engaging the Challenges – Enhancing the Relevance, 16–21 June 2014, Kuala Lumpur, Malaysia.
5. *Eichhorn, A.* Tasks And Newest Trends in Geodetic Deformation Analysis: A Tutorial, in Proc. of the 15th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2007): selected papers, 3–7 September, 2007, Poznan, Poland. Poznan: EURASIP, P. 1156–1160.
6. *Heine, K.* Fuzzy Technology and ANN for Analysis of Deformation processes, in Proc. of the First International Workshop (AIEG 2008) „Application of Artificial Intelligence in Engineering Geodesy“: selected papers. Ed. by Reiterer, A.; Egly, U. December, 2008, Vienna, Austria, P. 9–25.
7. *Khelifa, S., Ghezali, B., Benahmed Daho, S.A.* Analysis of DORIS stations coordinates time series by the Singular Spectrum Analysis (SSA), in Integrating Generations FIG Working Week, 14–19 June 2008, Stockholm, Sweden.
8. *Li L.* Separability of deformations and measurement noises of GPS time series with modified Kalman filter for landslide monitoring in real-time. Dissertation, Munich 2013, 113 p.
9. *Lienhart W.* Case studies of high-sensitivity monitoring of natural and engineered slopes, *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering* 7 (2015) 379-384 <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2015.04.002>
10. *Miima, J.B., Niemeier, W.* Adapting neural networks for modelling structural behavior in geodetic deformation monitoring, *zfv – Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, 129(3): 160–167. Retrieved from <http://geodaesie.info/zfv/zfv-32004/1319>.

11. *Modern Technologies for Landslide Monitoring and Prediction*, Scaioni, M. (Ed.), Edition: Springer Natural Hazards, Publisher: Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2015, DOI: 10.1007/978-3-662-45931-7
12. *Pantazis, G.; Alevizakou, E-G. The Use of Artificial Neural Networks in Predicting Vertical Displacements of Structures*, International Journal of Applied Science and Technology 3(5): 1–8. Retrieved from http://www.ijastnet.com/journals/Vol_3_No_5_May_2013/1.pdf.
13. *Ивахненко А. Г., Помехоустойчивость моделирования / А.Г. Ивахненко, В.С. Степашко. - Киев: Наук. думка, 1985. - 216 с.*
14. *Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем / А.Г. Ивахненко. — Киев: Наук. думка, 1981. — 296 с.*
15. *Ивахненко А.Г. Самоорганизация прогнозирующих моделей / А.Г. Ивахненко, Й.А. Мюллер. - Киев: Техника, 1985; Берлин: ФЭБ Ферлаг Техник, 1984. - 223 с.*
16. *Идентификация движений и напряженно-деформированного состояния самоорганизующихся геодинамических систем: монография / В.А. Середович, В.К. Панкрушин, Ю.И. Кузнецов, Б.Т. Мазуров, В.Ф. Ловягин. – Новосибирск: СГГА, 2004. – 356 с.*
17. *Мазуров Б.Т. Математическое моделирование по геодезическим данным: монография. / Б.Т. Мазуров. – Новосибирск: СГГА, 2013. – 127 с.*
18. *Павловская О.Г. Анализ и оценка по геодезическим данным динамики оползней в условиях проведения взрывных работ и разгрузки склонов [Автореферат] : дис. ... кандидата техн. наук / О.Г. Павловская. — Новосибирск, 2012. — 24 с.*

REFERENCES

1. Adeniyi I. (2006). GPS Time Series Land Slide Monitoring using a Weighted Extended Kalman Filtering with a DIA Procedure // *Shaping the Change XXIII FIG Congress, TS 29 – Land Slide Control and Monitoring Surveys*, Munich, Germany, October 8-13, 2006 pp. 1-11
2. Brückl E., Brunner F.K., Lang E., Mertl S., Müller M., Stary U. (2013). The Gradenbach Observatory—monitoring deep-seated gravitational slope deformation by geodetic, hydrological, and seismological methods *Landslides* 10:815–829 DOI 10.1007/s10346-013-0417-1
3. Demirkaya, S. (2010). Deformation Analysis of an Arch Dam Using ANFIS, in *Proc. of the Second International Workshop (AIEG 2010) „Application of Artificial Intelligence in Engineering Geodesy“: selected papers*. Ed. by Reiterer, A.; Egly, U., Heinert, M., Riedel, B. June, 2010, Braunschweig, Austria, 21–31.
4. Ehigiator -Irughe, R., Ehiorobo, J., Ehigiator, M. (2014). Prediction of dam deformation using Kalman filter technique, in *FIG Congress 2014 Engaging the Challenges – Enhancing the Relevance*, 16–21 June 2014, Kuala Lumpur, Malaysia.
5. Eichhorn, A. (2007). Tasks And Newest Trends in Geodetic Deformation Analysis: A Tutorial, in *Proc. of the 15th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2007): selected papers*, 3–7 September, 2007, Poznan, Poland. Poznan: EURASIP, 1156–1160.

6. Heine, K. 2008. Fuzzy Technology and ANN for Analysis of Deformation processes, in *Proc. of the First International Workshop (AIEG 2008) „Application of Artificial Intelligence in Engineering Geodesy“: selected papers*. Ed. by Reiterer, A.; Egly, U. December, 2008, Vienna, Austria, 9–25.
7. Khelifa, S., Ghezali, B., Benahmed Daho, S.A. (2008). Analysis of DORIS stations coordinates time series by the Singular Spectrum Analysis (SSA), in *Integrating Generations FIG Working Week*, 14–19 June 2008, Stockholm, Sweden.
8. Li L. (2013). Separability of deformations and measurement noises of GPS time series with modified Kalman filter for landslide monitoring in real-time. *Thesis Ph.D.* Munich, 113 p.
9. Lienhart W. (2015). Case studies of high-sensitivity monitoring of natural and engineered slopes, *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 7, 379–384. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2015.04.002>
10. Miima, J.B., Niemeier, W. (2004). Adapting neural networks for modelling structural behavior in geodetic deformation monitoring, *zfv – Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, 129(3), 160–167. Retrieved from <http://geodaesie.info/zfv/zfv-32004/1319>.
11. Scaioni, M. (Ed.) (2015). Modern Technologies for Landslide Monitoring and Prediction. *Springer Natural Hazards*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. DOI: 10.1007/978-3-662-45931-7
12. Pantazis, G., Alevizakou, E-G. (2013). The Use of Artificial Neural Networks in Predicting Vertical Displacements of Structures, *International Journal of Applied Science and Technology* 3(5), 1–8. Retrieved from http://www.ijastnet.com/journals/Vol_3_No_5_May_2013/1.pdf.
13. Ivahnenko A. G., Stepashko V. S. (1985). *Pomehoustoychivost modelirovaniya [Immunity to interference simulation]*. Kiev: Nauk. dumka [in Russian].
14. Ivahnenko A.G (1981). *Induktivnyiy metod samoorganizatsii modeley slozhnyih sistem [Inductive method of self-organization of models of complex systems]*. Kiev: Nauk. dumka [in Russian].
15. Ivahnenko A.G., Myuller Y.A. (1985). *Samoorganizatsiya prognoziryuyuschih modeley [Self-organization of predictive models]*. Kiev: Tehnyika, in Russian].
16. Seredovich V.A., Pankrushin V.K., Kuznecov Ju.I., Mazurov B.T., Lovjagin V.F. (2004). *Identifikacija dvizhenij i naprjazhenno-deformirovannogo sostojanija samoorganizujushhijhsja geodinamicheskijh sistem [Identification of the movements and the stress-strain state of self-organizing systems geodynamic]*. Novosibirsk: SGGA [in Russian].
17. Mazurov, B.T. (2013). *Matematicheskoe modelirovanie po geodezicheskijh dannym [Mathematical modeling for geodetic data]*. Novosibirsk: SGGA [in Russian].
18. Pavlovskaja, O.G. (2012). *Analiz i ocnenka po geodezicheskijh dannym dinamiki opolzneij v uslovijah provedenija vzryvnyh rabot i razgruzki sklonov [Analysis and evaluation on geodetic data landslide dynamics in conditions of blasting and unloading slopes]*. Novosibirsk [in Russian].

Р.В. Шульц, А.М. Хайлак**ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА ГРУППОВОГО УЧЕТА АРГУМЕНТОВ
ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЕРТИКАЛЬНЫХ ПЕРЕМЕЩЕНИЙ ТОЧЕК
НА ОПОЛЗНЕ**

В работе приведены практические результаты применения метода группового учета аргументов к результатам геодезических наблюдений за вертикальными перемещениями деформационных знаков на оползнях. Для исследования были использованы результаты наблюдений, находящиеся в открытом доступе, на оползне Граденбах, который расположен в Австрийских Альпах. В работе приведено краткое описание оползня и системы мониторинга на нем, которая была создана научной группой из Технического университета Граца (Австрия). Учитывая сложность оползневого процесса, было установлено, что традиционные методы прогнозирования (полиномиальные, экспоненциальные, тригонометрические и другие модели) в случае оползневых процессов являются неэффективными. Приведены основные положения метода группового учета аргументов и комбинаторного алгоритма этого метода. Для создания прогнозной модели было использовано программное обеспечение GMDH Shell. По данным мониторинга была построена прогнозная модель, которая была протестирована по результатам наблюдений методом обратного прогнозирования. Одновременно для подтверждения эффективности выбранного метода было выполнено прогнозирование с использованием классических моделей. Результаты исследования подтвердили высокую эффективность метода группового учета аргументов и его преимущество перед другими известными методами прогнозирования.

Ключевые слова: оползень, прогнозирование, метод группового учета аргументов, комбинаторный алгоритм, вертикальные перемещения..

R. Shults, A. Khailak**APPLICATION OF THE GROUP METHOD OF DATA HANDLING FOR
PREDICTION OF POINTS VERTICAL DISPLACEMENTS
ON THE LANDSLIDE**

The practical results of group method of data handling application to the results of geodetic observations of vertical displacements of deformation marks on landslides are given in the paper. For the research we used the results of observations in free access on the landslide of Gradenbach which is located in the Austrian Alps. The paper gives a brief description of the landslide and the monitoring system which was created by a scientific group from the Technical University of Graz (Austria). Given the complexity of the landslide process it was found that traditional methods of prediction (polynomial, exponential, trigonometric and other models) in the case of landslide processes are ineffective. The key ideas of the group method of data handling and the combinatorial algorithm of this method are given. To create the prediction model, the software GMDH Shell was used. According to the monitoring data the prediction model was constructed and based on the results of observations was tested by the method of

reverse prediction. Simultaneously in order to confirm the effectiveness of the chosen method the prediction using classical models were made. The results of the research confirmed the high efficiency of the group method of data handling and its advantage over other known prediction methods.

Keywords: *landslide, prediction, group method of data handling, similarity measure, combinatorial algorithm, vertical displacements.*

Надійшла до редакції

15.04.2018