

Formal'ne vvedennia obraznoho rivnia do tradytsijnoi linhvistychnoi triady morfolohiia–syntaksys–semantyka [The formal introduction of the traditional figurative linguistic triad morphology-syntax-semantics]. Bionics intelligence, 2 (81), 27-30. 3. Bisikalo O. V, Yahimovich O. V.(2015). Metod vyznachennia kliuchovykh sliv anhlomovnoho tekstu na osnovi DKPro Core [The method of determining keywords at English text based on the DKPro Core]. Technology Audit and Reserves Production. Information Technology., Vol. 1 № 2 (21), 26-30. 4. Address by President of the Russian Federation. Available at: <http://eng.kremlin.ru/transcripts/6402>. 5. Address by President of the Russian Federation. Available at: <http://eng.kremlin.ru/news/6889>. 6. Matlack, Carol. (2014) To Understand Putin, Try Counting His Words. Bloomberg Businessweek. Available at: <http://www.bloomberg.com/bw/articles/2014-12-11/counting-how-many-times-putin-said-russia>. 7. Natural Language Processing: Integration of Automatic and Manual Analysis. Darmstadt. Technischen Universität. 2014. Available at: <http://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/4151/1/rec-thesis-final.pdf>. 8. Steven Bird, Ewan Klein, Edward Loper. (2010) Natural Language Processing with Python Analyzing Text with the Natural Language Toolkit. O'Reilly. Available at: <http://victoria.lviv.ua/html/fl5/NaturalLanguageProcessingWithPython.pdf>. 9. Gurevych I, Muhlhauser M., Muller Ch., Steimle J., Weimer M., Zesch T. (2007) Darmstadt Knowledge Processing Repository Based on UIMA. Available at: [https://www.ukp.tu-darmstadt.de/fileadmin/user\\_upload/Group\\_UKP/publikationen/2007/gldv-uima-ukp.pdf](https://www.ukp.tu-darmstadt.de/fileadmin/user_upload/Group_UKP/publikationen/2007/gldv-uima-ukp.pdf). – 21.04.2015. 10. Banerjee, Satanjeev and Pedersen, Ted. (2002). An Adapted Lesk Algorithm for Word Sense Disambiguation Using WordNet. Lecture Notes In Computer Science, 2276, 136-145. ISBN 3-540-43219-1.

*Поступила (received) 26.04.2015*

**УДК 004.8: 681.51**

**О. В. ГЕРАСИНА**, канд. техн. наук, доц., ДВНЗ «Національний гірничий університет», Дніпропетровськ

## **АЛГОРИТМИ НЕЧІТКОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОЦЕСІВ ГІРНИЧО-МЕТАЛУРГІЙНОГО ВИРОБНИЦТВА**

Запропоновано для підвищення точності прогнозування процесів гірничо-металургійного виробництва використовувати адаптивні фільтри-апроксиматори на основі нечіткої кластеризації, а також проводити налаштування їх параметрів за допомогою методів глобальної оптимізації. Визначено ефективність запропонованого підходу на прикладі прогнозування технологічних процесів крупного дроблення і доменного виробництва.

**Ключові слова:** прогнозування, фільтр-апроксиматор, нечітка логіка, кластеризація, глобальна оптимізація, крупне дроблення, доменне виробництво.

**Вступ.** З позицій керування складними об'єктами керування (ОК) є динамічні об'єкти з нестационарними параметрами, нелінійними залежностями і стохастичними змінними. До них відносяться технологічні процеси доменного виробництва (ДВ) і рудопідготовки (процеси дроблення, здрібнювання руд), витрати на які складають значну частину собівартості гірничо-металургійного виробництва [1, 2]. Тому актуальним є вирішення задач прогнозування цих процесів, що дозволяє підвищити якість управління за рахунок підвищення точності оцінки їх стану.

Підвищення якості керування процесом крупного дроблення (ККД) на гірничо-збагачувальних комбінатах призводить до поліпшення якості наступного за ним процесу здрібнювання, і як наслідок – продуктів збагачення, що неможливо без ефективного прогнозування.

Одним з основних показників ДВ є тепловий стан доменної печі, оцінювати

зміну і регулювати який дозволяє прогнозування вмісту кремнію у чавуні на випуску (управління знизу).

Для прогнозування нелінійних процесів гірничо-металургійного виробництва найбільш актуальним є використання побудованих на основі методів систем штучного інтелекту (нейронних мереж (НМ) і систем з нечіткою логікою) адаптивних фільтрів-апроксиматоров (АФА) [3].

У роботах [4, 5] запропоновано для прогнозування процесів гірничо-металургійного виробництва використовувати нейронні і нечіткі АФА. Разом з тим, у роботах [4, 5] не розглядається використання нечіткої кластеризації для побудови АФА й не передбачено налаштування параметрів фільтрів за допомогою методів глобальної оптимізації.

**Мета роботи.** Метою роботи є підвищення точності прогнозування процесів гірничо-металургійного виробництва шляхом застосування фільтрів-апроксиматоров на основі нечіткої кластеризації, а також налаштування їх параметрів за допомогою методів глобальної оптимізації.

**Алгоритми нечіткої кластеризації.** В АФА процес адаптації полягає в оцінюванні потрібного виходу фільтра і коригування його параметрів в залежності від значень вихідної похибки [5].

АФА з нечіткою логікою ґрунтуються на твердженні, що функція належності елемента множині може приймати значення в інтервалі  $[0, 1]$ . Чим це значення ближче до 1, тим більше відповідність елементу універсальної множини властивостям нечіткої. Переваги таких АФА – прозорість процесу отримання висновків, виходячи зі словесного опису експертних знань про процес, а також стійкість до шумів. Недоліки – відсутність автоматичного набуття знань, обмежена кількість вхідних змінних [6, 7].

Задача кластеризації полягає в об'єднанні безлічі об'єктів у групи (кластери) на основі подібності ознак для об'єктів однієї групи і відмінностей між ними. Більшість алгоритмів кластеризації можуть використовуватись в умовах майже повної відсутності інформації про закони розподілу даних. Вихідною інформацією для кластеризації є матриця спостережень [7]:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{\Theta 1} & x_{\Theta 2} & \dots & x_{\Theta p} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

де  $p$  – значення ознак одного з  $\Theta$  об'єктів кластеризації.

Найбільш відомими методами кластеризації, заснованими на врахуванні того чи іншого виду невизначеності, є: субтрактивна кластеризація (Genfis2) – поліпшена версія методу гірничої кластеризації [8] та нечітка кластеризація С-середніх (Genfis3) [9].

Алгоритми Genfis2 і Genfis3 представлено на рис. 1, 2.

**Методи глобальної оптимізації.** Оскільки задача вибору параметрів АФА та їх налаштування є полімодальною, то це вимагає використання методів глобальної оптимізації, серед яких найбільш ефективними є пошукові методи. В них алгоритм пошуку оптимального рішення пов'язує наступні один за одним рішення  $\Psi_s(j+1) = F[\Psi_s(j)]$ , де  $F$  – алгоритм пошуку, що показує які операції слід зробити

на кроці  $j$  при вирішенні  $\Psi_s(j)$ , щоб отримати нове рішення  $\Psi_s(j+1) \succ \Psi_s(j)$ . Тут знак переваги  $\succ$  при мінімізації функціоналу має сенс:

$$C[\Psi_s(j+1)] < C[\Psi_s(j)]. \quad (2)$$

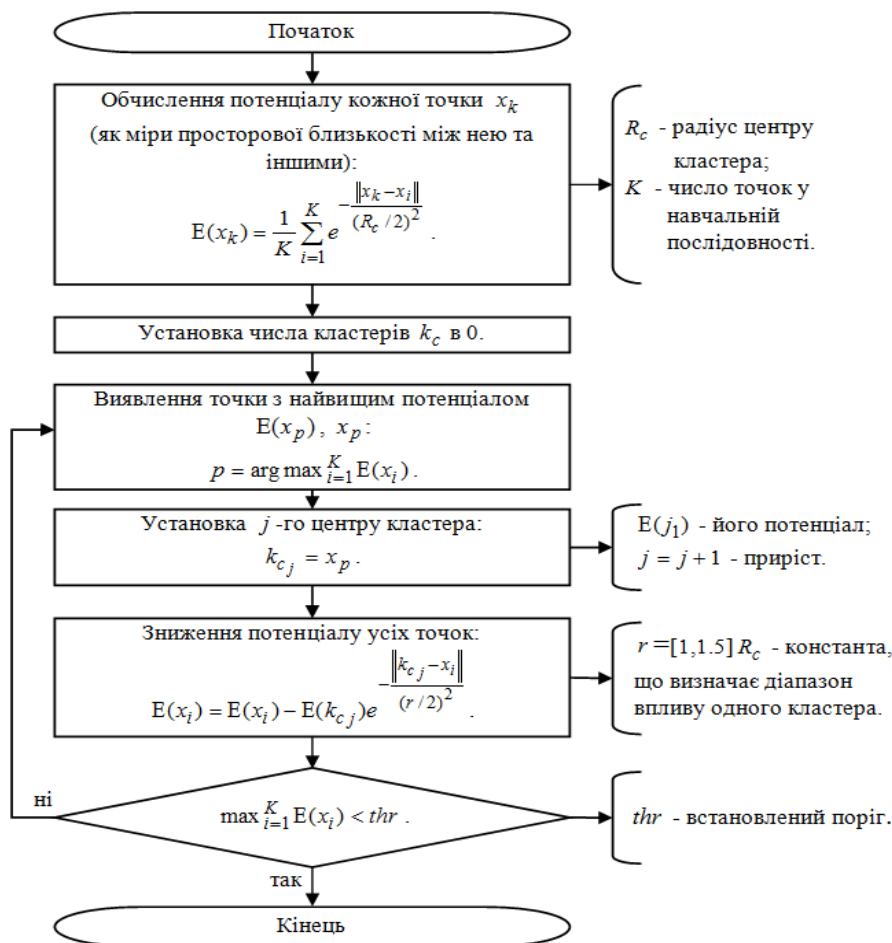


Рис. 1 – Алгоритм Genfis2

В алгоритмах прямого випадкового пошуку (ПВП) задаються напрями пошуку й визначаються значення функціоналу  $C$  у точках  $\Psi_s(j) \pm \gamma\zeta$ . Рішення полягає у виборі кроку в напрямку зменшення цього функціоналу:

$$\Psi_s(j+1) = \Psi_s(j) - \omega\zeta\{C[\Psi_s(j) + \gamma\zeta] - C[\Psi_s(j) - \gamma\zeta]\}, \quad (3)$$

де  $\omega, \zeta, \gamma$  – параметри, що визначають сфери прийняття рішення ( $\omega$ ), збору інформації ( $\gamma$ ) та одиничний випадковий напрямок ( $\zeta$ ). У загальному випадку параметри в (3) можуть змінюватися (адаптуватися) до процедури пошуку та виду гіперповерхні прийнятого функціоналу.

Розвитком методу ПВП є метод імітації відпалу (МІВ), що відображає поведінку розплавленого матеріалу при затвердінні із застосуванням процедури керованого охолодження (відпалу). У процесі відпалу кристалізація розплаву супроводжується глобальним зменшенням його енергії, проте допускається її зростання на деякий час. Завдяки цьому можливий вихід з пасток локальних мінімумів енергії, що виникають при реалізації процесу.

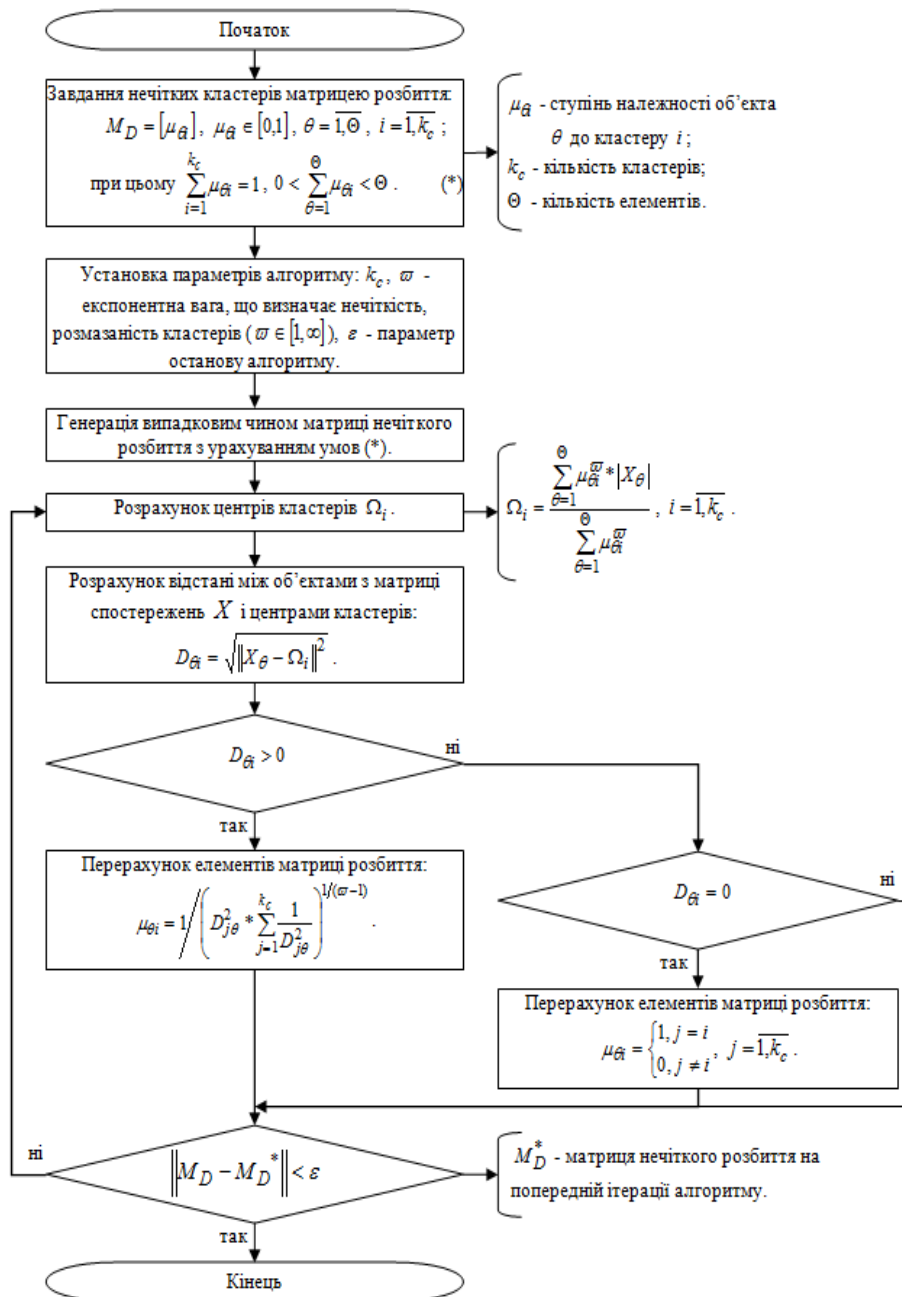


Рис. 2 – Алгоритм Genfis3

В алгоритмах МІВ задаються напрямки пошуку і визначаються значення функціоналу  $C$  у точках  $\Psi_s(j) \pm \nu\tau$ . Рішення полягає у виборі кроку в напрямку зменшення цього функціоналу:

$$\Psi_s(j+1) = \Psi_s(j) - \omega\nu\{C[\Psi_s(j) + \nu\tau] - C[\Psi_s(j) - \nu\tau]\}, \quad (4)$$

де  $\omega, \nu, \tau$  – параметри, що визначають сфери прийняття рішення ( $\omega$ ), зміни поточного рішення ( $\nu$ ) і зменшення температури ( $\tau$ ).

Метод порогового прийняття (МПП) використовує підхід, схожий із МІВ, але замість того, щоб обрати нові точки, які оптимізують критерій із певною ймовірністю, цей метод обирає усі нові точки нижче за встановлений поріг. Таким чином, поріг і температура систематично знижені, що дозволяє уникнути імовірнісних обчислень, й може визначити оптимум швидше, ніж у МІВ.

Розвитком пошукових методів є еволюційні алгоритми, серед яких найбільш поширені генетичні алгоритми (ГА), що моделюють розвиток біологічної популяції на рівні геномів: мутації структури і параметрів  $\delta\Psi_s$ , їх схрещування [11]:

$$\Psi_s(j+1) = \Psi_s(j) + \delta\Psi_s(j), \quad (5)$$

і правило відбору для виявлення їх сприятливих варіацій, за допомогою яких будується послідовність поліпшених рішень.

Більшість задач, що вирішуються за допомогою ГА, мають один критерій оптимізації. Багатокритеріальна оптимізація (БО) заснована на знаходженні рішення, одночасно оптимізуючого більш ніж одну функцію. При БО, що використовує ГА обирається не одна хромосома, що представляє собою оптимальне рішення у звичайному сенсі, а безліч хромосом, оптимальних у сенсі Парето. Користувач має можливість обрати оптимальне рішення з цієї безлічі [11]:

$$\kappa \cdot \Psi_s(j+1) = \kappa \cdot (\Psi_s(j) + \delta\Psi_s(j)), \quad (6)$$

де  $\kappa \geq 2$  – число розглянутих критеріїв.

**Прогнозування процесів гірничо-металургійного виробництва.** Прогнозування процесів гірничо-металургійного виробництва виконувалось за допомогою розроблених програм у середовищі Matlab на основі експериментальних даних: для процесу ККД – вмісту класу +100 мм у вихідній руді, отриманого в умовах Інгулецького ГЗК, для процесу ДВ – вмісту кремнію у чавуні на випуску, отриманого в умовах ДП-3 ММК ім. Ілліча.

З особливостей цього процесу глибина прогнозу була прийнята 5 тактів, а глибина пам'яті 4. Як глобальні методи оптимізації використовувались ГА, БО, ПВП, МІВ, МПП.

Критерієм параметричної оптимізації було обрано критерій регулярності, що обчислюється на перевірочній вибірці [12]:

$$C_{рег} = \frac{\|Y_B^*[m+n] - \hat{Y}_B[m+n]\|}{\|Y_B^*[m+n]\|}, \quad (7)$$

а критерієм глобальної оптимізації – комбінований критерій:

$$C_{комб} = 0,2 \cdot C_{рег} + 0,8 \cdot C_{зм}, \quad (8)$$

де  $C_{зм}$  – критерій незміщеності (мінімуму зсуву), заснований на аналізі рішень [12]:

$$C_{зм} = \frac{\|\hat{Y}_A[m+n] - \hat{Y}_B[m+n]\|}{\|Y^*[m+n]\|}. \quad (9)$$

Результати глобальної оптимізації для знаходження параметрів АФА для прогнозування процесу ККД наведено на рис. 3 (а-д), а для ДВ – на рис. 4 (а-д).

Метод БО використовував ГА для знаходження безлічі оптимальних за Парето рішень. ПВП мав адаптивний крок пошуку і повний пошук навколо поточної ітерації, МІВ і МПП – обмежену область перевідпалу, ГА – одноточечне схрещування, селективний вибір батьків, формування нової популяції із витісненням. Кількість ітерацій для ПВП, МПП і МІВ (для ГА і БО поколінь) обмежувалось на рівні 100, а розмір простору пошуку для ПВП (для ГА і БО розмір популяції, для МПП і МІВ розмір області перевідпалу) – 30.

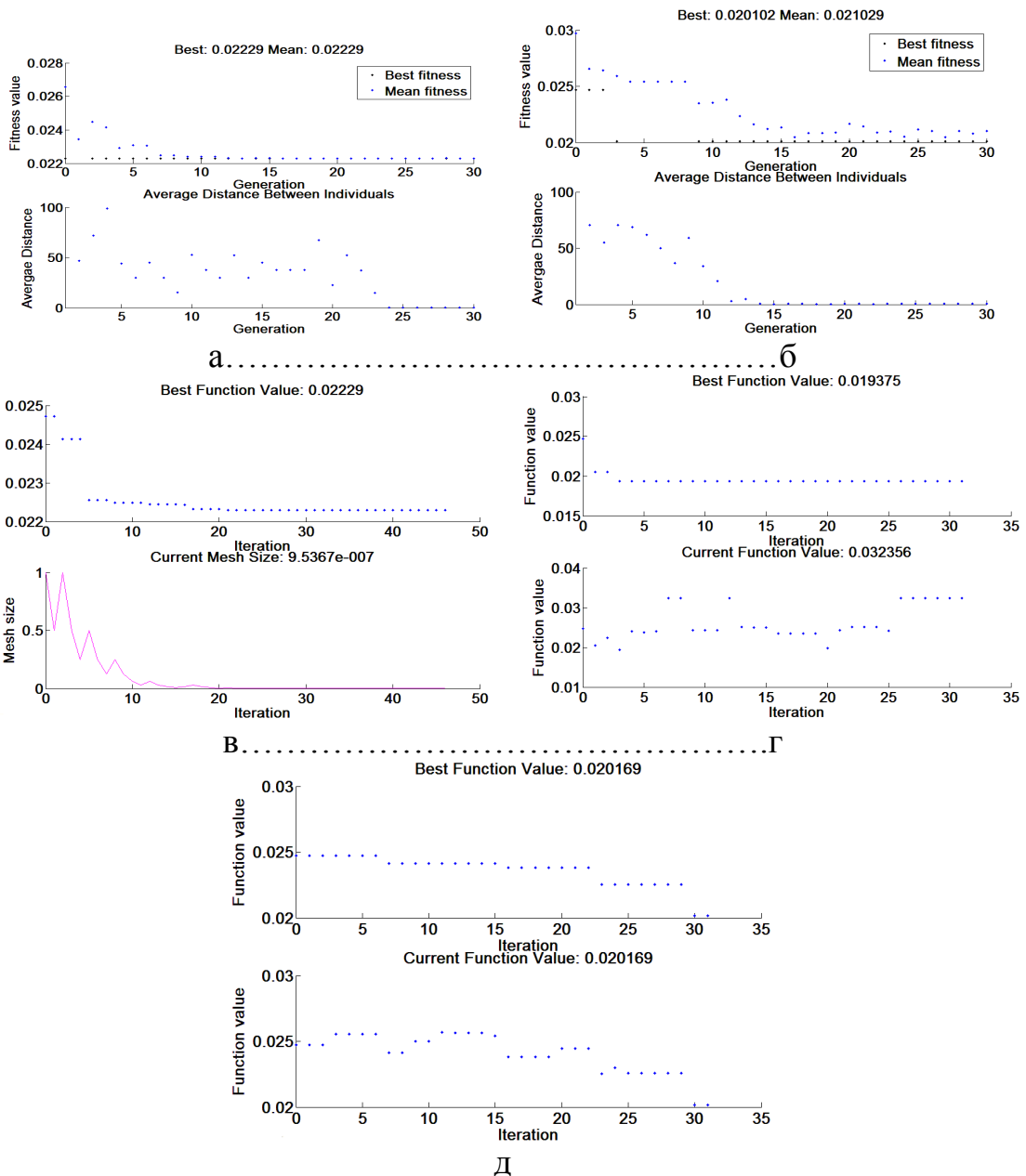


Рис. 3 – Результати оптимізації параметрів АФА для прогнозування процесу ККД за допомогою: а – ГА, б – БО, в – ПВП, г – МІВ, д – МПП

При глобальній оптимізації варіювались наступні параметри АФА:

- тип АФА – Genfis2 або Genfis3;
- для Genfis2 – діапазон впливу кластерного центру  $R_c$  (рис. 1);
- для Genfis3 – алгоритм нечіткої логіки (Мамдані або Сугено [7]) і число кластерів  $k_c$  (рис. 2).

У результаті моделювання для процесу ККД (див. рис. 3 (а-д)) встановлено, що ГА, БО і МІВ мають найвищу швидкість збіжності (ГА і БО виходять в область оптимальних рішень на перших поколіннях, МІВ – перших ітераціях, ПВП – у середньому після 15 ітерацій, МПП – після 25). Алгоритм МІВ виявив найвищу швидкодію (1 с на ітерацію при 2 с на ітерацію в МПП, 3 с на ітерацію в ПВП, 10 с на покоління в ГА і 12 с на покоління в БО). При цьому алгоритм МІВ також ви

явив найкращу збіжність (значення критерію [8] при його використанні склали 0,019, на відміну від 0,02 при МПП, 0,021 при БО та 0,022 при ГА і ПВП).

У результаті моделювання для процесу ДВ (див. рис. 4 (а-д)) встановлено, що БО, ПВП і МПП мають найвищу швидкість збіжності (БО виходить в область оптимальних рішень на перших поколіннях, ПВП і МПП – перших ітераціях, ГА – у середньому після 5 поколінь, МІВ – 5 ітерацій). Алгоритм ПВП виявив найвищу швидкодію (3 с на ітерацію при 15 с на ітерацію в МПП, 21 с на ітерацію в МІВ, 103 с на покоління в ГА і 315 с на покоління в БО). При цьому алгоритм ПВП також виявив найкращу збіжність (значення критерію [8] при його використанні склали 0,056, на відміну від 0,12 при ГА, БО, МІВ і МПП).

Результат прогнозування процесу ККД і ДВ наведено на рис. 5 (а-б). Встановлено, що для процесу ККД мінімуму критерію [8] відповідають

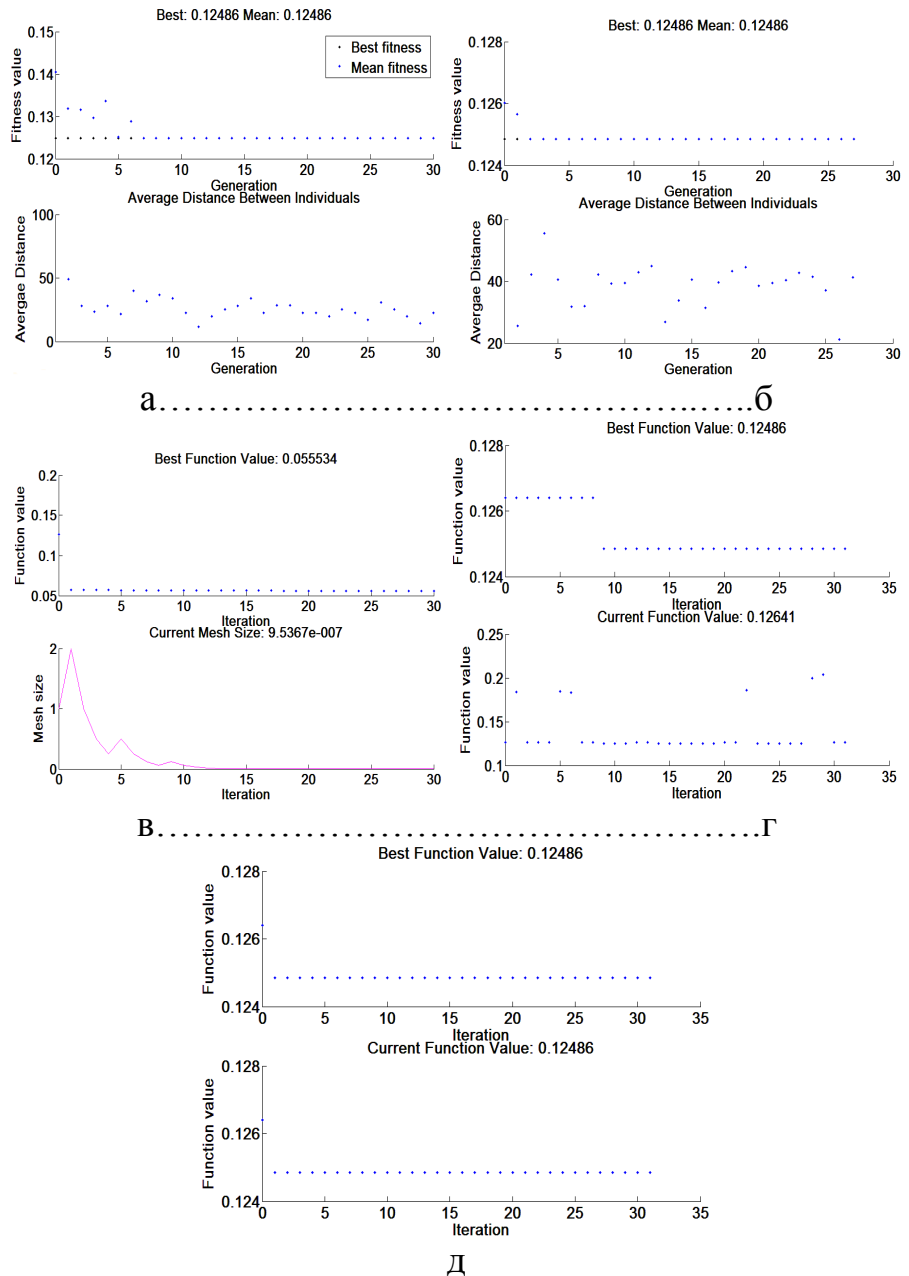


Рис. 4 – Результати оптимізації параметрів АФА для прогнозування процесу ДВ за допомогою: а – ГА, б – БО, в – ПВП, г – МІВ, д – МПП

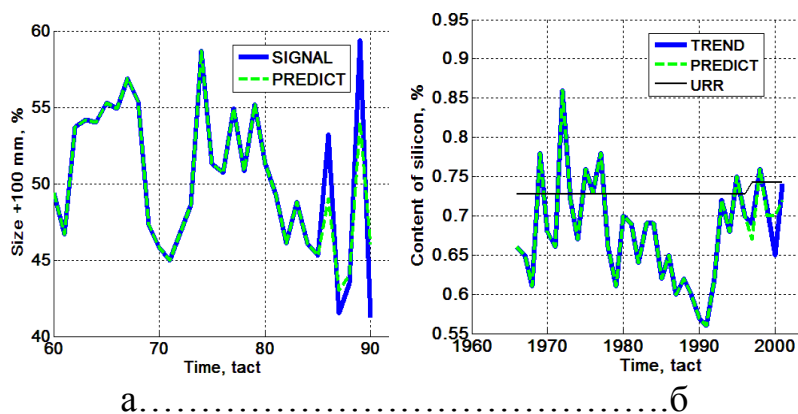


Рис. 5 – Результат прогнозування процесу: а – ККД, б – ДВ

АФА Genfis3 з використанням алгоритму Сугено і 4 кластерами, а для процесу ДВ – АФА Genfis2 з діапазоном впливу кластерного центру рівним 0,3. Значення критеріїв [7] для ККД і ДВ склали 0,0349 і 0,0389, відповідно, що менше похибок АФА, отриманих у роботах [4, 5].

Адекватність отриманих АФА перевірялась за непараметричним критерієм знаків. Було встановлено, що для рівня значущості 0,01 розроблені АФА адекватні експериментальним реалізаціям процесів ККД і ДВ.

**Висновки.** Запропоновано для прогнозування процесів гірничо-металургійного виробництва використовувати АФА на основі нечіткої кластеризації, а також проводити вибір їх параметрів з використанням методів глобальної оптимізації. Побудовані таким чином АФА мають підвищену точність.

Подальші дослідження повинні бути спрямовані на розробку методик прогнозування та ідентифікації процесів гірничо-металургійного виробництва.

**Список літератури:** **1.** Каганов, В. Ю. Автоматизация управления металлургическими процессами [Текст] / В. Ю. Каганов, О. М. Блинов, А. М. Беленький. – М. : Металлургия, 1974. – 416 с. **2.** Марюта, А. Н. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик [Текст] / А. Н. Марюта, Ю. Г. Качан, В. А. Бунько. – М. : Недра, 1983. – 277 с. **3.** Kornienko, V. Methods and principles of control over the complex objects of mining and metallurgical production [Text] / V. Kornienko, A. Gerasina, A. Gusev // Energy Efficiency Improvement of Geotechnical Systems: Taylor & Francis Group, London. – 2013. – P. 183-192. **4.** Герасина, А. В. Структурно-параметрическая идентификация процессов дробления и измельчения руд [Текст] / А. В. Герасина, В. И. Корниенко. – Д. : Национальный горный университет, 2013. – 101 с. **5.** Kornienko, V. Identification, prediction and control of complex multiply technological objects [Text] / V. Kornienko, I. Gulina, Yu. Rybalchenko // Power Engineering, Control and Information Technologies in Geotechnical Systems: Taylor & Francis Group, London. – 2015. – P. 168-179. **6.** Дьяконов, В. П. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник [Текст] / В. П. Дьяконов, В. В. Круглов. – СПб. : Питер, 2001. – 480 с. **7.** Штовба, С. Д. Проектирование нечетких систем средствами Matlab [Текст] / С. Д. Штовба. – М. : Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с. **8.** Yager, R. Essentials of Fuzzy Modeling and Control [Text] / R. Yager, D. Filev. – USA : John Wiley & Sons. – 1984. – 387 p. **9.** Bezdek, J. C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms [Text] / J. C. Bezdek. – New York : Plenum Press. – 1981. – 272 p. **10.** Nelles, O. Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural and Fuzzy Models [Text] / O. Nelles. – Berlin : Springer, 2001. – 785 p. **11.** Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст] / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М. : Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с. **12.** Ивахненко, А. Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами [Текст] / А. Г. Ивахненко. – К. : Техніка, 1975. – 312 с.

**Bibliography (transliterated):** **1.** Kaganov, V. Yu., Blinov, O. M., Belen'kiy, A. M. (1974). Automating the management of metallurgical processes. Moscow, Russia: Metallurgy, 416. **2.** Maryuta, A. N., Kachan, Yu. G., Bun'ko, V. A. (1983). Automatic control of technological processes of processing plants. Moscow, Russia: Nedra, 277. **3.** Kornienko, V., Gerasina, A., Gusev A. (2013). Methods and principles of control over the complex objects of mining and metallurgical production. Energy Efficiency Improvement of Geotechnical Systems. London: Taylor & Francis Group, 183-192. **4.** Gerasina, A., Kornienko, V. (2013) Structural-parametrical identification of processes for crushing and grinding of the ores. Dnepropetrovsk, Ukraine: National Mining University, 101. **5.** Kornienko, V., Gulina I., Rybalchenko, Yu. (2015). Identification, prediction and control of complex multiply technological objects. Power Engineering, Control and Information Technologies in Geotechnical Systems. London: Taylor & Francis Group, 168-178. **6.** Dyakonov, V. P., Kryglov, V. V. (2001). Mathematical expansion packs MATLAB. Special handbook. St. Petersburg, Russia: Piter, 480. **7.** Shtovba, S. D. (2007). Design



of Fuzzy Systems with MATLAB. Moscow, Russia: Goryachaya liniya – Telekom, 288.**8.** Yager, R., Filev, D. (1984). Essentials of Fuzzy Modeling and Control. USA: John Wiley & Sons, 387. **9.** Bezdek, J. C. (1981). Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. New York: Plenum Press, 272. **10.** Nelles, O. (2001). Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural and Fuzzy Models. Berlin: Springer, 785.**11.** Rutkovskaya, D., Pilinskiy, M., Rutkovskiy, L. (2006). Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems. Moscow, Russia: Goryachaya liniya – Telekom, 452.**12.** Ivakhnenko, A. G. (1975). Long-term forecasting and control of complex systems. Kiev, Ukraine: Tehnika, 312.

Поступила (received) 26.04.2015

УДК 004.724

**Ю. О. КУЛАКОВ**, д-р техн. наук, проф., НТУУ «КПІ», Київ;  
**А. М. КОРОНЕНКО**, аспірант, НТУУ «КПІ», Київ

## СПОСІБ РОЗРАХУНКУ ПАРАМЕТРІВ СТІЛЬНИКОВОЇ МЕРЕЖІ ЗВ'ЯЗКУ З РОЗПОДІЛЕННЯМ КАНАЛІВ

Запропонована нова схема розподілення загального пулу каналів між голосовими викликами та даних в стільникових мережах зв'язку. В схемі на першому етапі відбувається балансування каналів, які обслуговують голосові виклики та дані для нових викликів. На другому етапі прогнозується загальна кількість хендвер викликів та використовуючи адаптивний фільтр перерозподіляється кількість зарезервованих каналів.

**Ключові слова:** мобільна мережа, хендвер виклики, трафік, QoS.

**Вступ.** Завдяки механізмам резервування можна гарантувати якість обслуговування впродовж виклику, в той час як всі інші механізми контролю надходження викликів (локальні, основані на вимірах чи розрахунках ресурсів) приймають одноразове рішення перед встановленням виклику на основі інформації про поточний стан мережі. Оскільки довжина черги залежить від кількості зарезервованих складним чином каналів. Для підвищення якості необхідно розрахувати кількість каналів при заданих параметрах довжини черги.

В роботі [1] показано, що відома модель з балансуванням навантаження по необхідних значеннях показників, що пов'язано з мінімізацією коефіцієнта максимального використання каналів мережі, підтвердила, що при зростанні навантаження мережі значення коефіцієнта лінійно збільшується, внаслідок чого в чисельних значеннях основних показників QoS гарантовано відсутні коливання. В роботі [2] було проведено дослідження, де потокова модель з балансуванням навантаження по необхідних значеннях показників максимального використання каналів мережі не в усіх випадках дозволяє максимально покращити показники QoS. В роботах [3, 4] в межах аналітичного виразу пов'язано кілька показників якості з ціллю надання мережею гарантованої якості обслуговування. Аналіз поточкових моделей, в яких передбачено втрати викликів, показав, що ці моделі не придатні для передбачення зони хендвера та резервування каналів для обслуговування хендвер викликів.

**Мета роботи.** Мета роботи полягає в розробці способу балансування каналів в стільникових мережах, що дозволяє вирішити задачу підтримки QoS.

© Ю. О. КУЛАКОВ, А. М. КОРОНЕНКО, 2015