

Жидкова Татьяна Владимировна, кандидат технических наук, доцент, кафедра городского строительства, Харьковский национальный университет городского хозяйства им. А. Н. Бекетова, ул. Революции, 12, г. Харьков, Украина, 61002
E-mail: tavlz@bk.ru

Chepurina Svitlana, Assistant, Department of Urban Development, O. M. Beketov Kharkiv National University of Urban Economy, Revolution str., 12, Kharkiv, Ukraine, 61002
E-mail: s.chepurna@mail.ru

Zhydkova Tetyana, PhD, Associate Professor, Department of Urban Development, O. M. Beketov Kharkiv National University of Urban Economy, Revolution str., 12, Kharkiv, Ukraine, 61002
E-mail: tavlz@bk.ru

УДК 681.5

DOI: 10.15587/2313-8416.2016.85572

ДОСЛІДЖЕННЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ КЕРУВАННІ ОБ'ЄКТАМИ ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ

© М. А. Шуфнарович

RESEARCH OF DECISION-MAKING SUPPORT IN THE MANAGEMENT OF NATURAL RESOURCES

© M. Shufnarovych

Представлено аналіз існуючих математичних методів моделювання та прогнозування стану об'єктів природокористування під дією природних та антропогенних факторів. Виявлено, що більш ефективним є моделювання з використанням методів штучного інтелекту. Розроблено методи моделювання та прогнозування стану об'єктів природокористування, які базуються на використанні теорії штучних нейронних мереж та ідей генетичних алгоритмів

Ключові слова: об'єкт природокористування, моделювання, штучний інтелект, штучні нейронні мережі, генетичні алгоритми

The analysis of existing mathematical methods of modeling and forecasting of conditions of the natural resources under the influence of natural and anthropogenic factors is shown. It is revealed that the more effective is modeling using artificial intelligence methods. The methods of modeling and forecasting of conditions of the natural resources are developed. They are based on theory of artificial neural networks and ideas of genetic algorithms

Keywords: natural resources, modeling, artificial intelligence, artificial neural networks, genetic algorithms

1. Вступ

Питання математичного моделювання процесів, що відбуваються у природних системах під впливом різноманітних факторів, та їх подальшого прогнозування є не до кінця вивченим. Причиною є виняткова складність природних систем, їх індивідуальна унікальність та динамічність природних процесів. До таких складних для моделювання природних процесів відносяться розповсюдження важких металів в ґрунтах, зміна рівня рік та ін. Такими процесами важко керувати, тому проведені дослідження є актуальними.

2. Аналіз літературних джерел та постановка проблеми

В основі емпіричного моделювання процесів лежить метод найменших квадратів (МНК), в якому структуру моделі здебільшого вибирають лінійною відносно її параметрів [1]. Але на практиці, як правило, структура моделі є невідома і це потребує вибору як вигляду самих функцій моделі, так і їх числа. Емпіричне моделювання привернуло до себе значну

увагу після появи робіт акад. О. Г. Іваненка [2, 3], у яких започаткований ефективний апарат побудови моделей оптимальної складності – індуктивний метод самоорганізації моделей. Недоліком цієї групи методів є їх обмежене застосування у випадку великої розмірності об'єктів моделювання, якими і є об'єкти природокористування.

Аналіз існуючих методів показав, що для ефективного моделювання природних процесів доцільно залучати методи штучного інтелекту [4].

3. Мета та задачі дослідження

Метою проведених досліджень є розробка та вдосконалення математичних методів моделювання з використанням ідей штучного інтелекту і на цій основі синтез системи підтримки прийняття рішень при керуванні об'єктами природокористування.

Для досягнення поставленої мети були вирішені наступні задачі:

1. Розробка методів моделювання та прогнозування стану об'єктів природокористування для прийняття ефективних рішень при керуванні ними;

2. Синтез структури і розробка програмного забезпечення системи інтелектуальної підтримки прийняття рішень при керуванні об'єктами природо-користування на основі запропонованих методів та моделей.

4. Матеріали і методи дослідження

При моделюванні стану ґрунтів за вмістом в ньому важких металів C_i у будь-якій точці досліджуваного району отримані результати досліджень апроксимуються математичною залежністю

$$C_i = f(X, Y), \tag{1}$$

де X і Y – координати точок відбору проб.

Аналіз існуючих способів апроксимації показав, що найбільшої уваги заслуговує використання штучних нейронних мереж. Одна із проблем, що може виникнути при застосуванні штучних нейронних мереж – це неприйняття. Порівнявши штучні нейронні мережі з врахуванням її неприйняття, виявлено, що найкращою є узагальнена регресійна нейромережа, яка належить до класу радіальних нейромереж [5].

Для класифікації ґрунту за вмістом в ньому важких металів розроблено систему нечіткого висновку, яка на основі інформації про концентрацію важких металів C_i , визначає один із станів ґрунту. База правил системи нечіткого висновку сформована на основі можливих комбінацій концентрацій k важких металів у ґрунті із n термів. Загальна кількість правил, які утворюють базу становить $N = (C_n^1)^k = n^k$. Для кожної комбінації концентрацій важких металів проведено оцінку стану ґрунтів на основі таблиці, яка формується автоматично у відповідності із розробленою програмою [5].

Зміна рівня води в ріці в залежності від погодних умов представляється математичною моделлю

$$\tilde{H}_t = H_t + G(t) + h(t), \tag{2}$$

де H_t – залишкова складова; $G(t)$ – гармонічний тренд з некрatними частотами; $h(t)$ – лінійний тренд.

У загальному випадку лінійний тренд описується поліномом степені n

$$h(t) = \sum_{i=0}^n \theta_i t^i, \tag{3}$$

де t – час; θ_i – параметри рівняння (3) знайдено за МНК.

Складову $G(t)$ представлено у вигляді гармонічного ряду з некрatними частотами

$$G(t) = A_0 + \sum_{j=1}^m (A_j \sin(t\omega_j) + B_j \cos(t\omega_j)), \tag{4}$$

де t – такти відліку часу, $t = 1, 2, 3, \dots, N$; A_0, A_j, B_j – параметри гармонічного ряду (4); $\omega_j = \omega_{j-1} + \Delta\omega_j$ – некрatні частоти, $j = 1, 2, 3, \dots$

Для опису залишкової складової використано поліном степені r

$$H_t = \sum_{i=0}^{M-1} a_i \prod_{j=1}^k x_j^{s_{ij}}, \tag{5}$$

де $M = \frac{(r+n)!}{r!n!}$ – кількість членів полінома; a_i – коефіцієнти полінома; s_{ij} – степені аргументів, які повинні задовольняти обмеженню $\sum_{j=1}^n s_{ij} \leq r$; k – кількість незалежних змінних.

Суму гармонік ряду (4), у якому коефіцієнти A_0, A_j, B_j визначені за МНК, а число гармонік і їх частоти вибрані так, щоб отримати мінімум деякого зовнішнього критерію селекції називають [2] гармонічним трендом оптимальної складності.

Задачу синтезу гармонічного ряду (4) оптимальної складності представлено у вигляді наступної процедури.

Вибрано функції

$$g(i+p) = \sum_{j=1}^m (A_j \sin((i+p)\omega_j) + B_j \cos((i+p)\omega_j)),$$

$$g(i-p) = \sum_{j=1}^m (A_j \sin((i-p)\omega_j) + B_j \cos((i-p)\omega_j))$$

при $t = i$ та довільному p . Для знаходження параметрів A_0, A_j, B_j і ω_j гармонічного тренду спочатку визначені вагові коефіцієнти α_p , з умови мінімізації нев'язки

$$B = \sum_{i=m+1}^{N-m} b_i^2. \tag{6}$$

Величина

$$b_i = g(i+m) - \sum_{p=0}^{m-1} \alpha_p (g(i+p) + g(i-p)) + g(i-m),$$

$$i = \overline{m+1, N-m} \tag{7}$$

характеризує точність, з якою коливний процес виражається через задану суму гармонічних складових. У формулі (7) величини g відповідних дискретних аргументів замінено на $g(i) = G(i)$.

Отже, отримано наступну задачу

$$\min_{\bar{\alpha}} : J(\bar{\alpha}) = \sum_{i=m+1}^{N-m} \left(z_{i,m} - \sum_{p=0}^{m-1} \alpha_p g_{i,p} \right),$$

де $\bar{\alpha} = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_{m-1})^T$ – вектор вагових коефіцієнтів;

$$z_{i,m} = \bar{g}(i+m) + \bar{g}(i-m);$$

$$g_{i,p} = \bar{g}(i+p) + \bar{g}(i-p).$$

Для визначення частот ω_j розв'язано рівняння

$$P_m z^m + P_{m-1} z^{m-1} + \dots + P_1 z + P_0 = 0, \quad (8)$$

де $z = \cos \omega$, коефіцієнти $P_i, i = 0, 1, \dots, m-1$ є функціями вагових коефіцієнтів $\alpha_p, p = 0, 1, \dots, m-1$.

Рівняння (8) має m коренів, які однозначно визначають $\omega_j, j = \overline{1, m}$.

Задачу синтезу гармонічного ряду оптимальної складності розв'язано з використанням генетичних алгоритмів (рис. 1) [4]. Утворено хромосому довжиною m , в якій на i -му місці буде стояти нуль або одиниця в залежності від того чи частота ω_j вилючена із вибраного повного ряду m чи залишена. Із всієї популяції вибрано особини, що найбільше пристосовані, тобто такі, які мають найбільше (найменше) значення функції пристосованості. У задачі синтезу моделей коливних процесів функцією пристосованості виступає комбінований критерій селекції

$$\rho = \sqrt{n_d^2 + B^2}, \quad (9)$$

де n_d^2 – критерій зміщення, який обчислюється за такою формулою:

$$n_d^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (g_i(R) - g_i(S))^2}{\sum_{i=1}^N g_i^2}, \quad (10)$$

де B – функція нев'язки (7); $g_i(R), g_i(S)$ – величини, значення яких обчислені на множині N за формулою (4), а коефіцієнти моделі (4) знайдені відповідно на множинах N_R – навчальній; N_Q – перевірній; N_S – екзаменаційній.

Після виділення із експериментальних даних лінійного тренду і гармонічної складової отримано залишкову складову H_t , яку описано емпіричною моделлю (5). Як правило, структура моделі (5) невідома. Таким чином, задача синтезу емпіричної моделі полягає у виборі із початкової популяції такої, хромосоми, яка забезпечує найкраще значення функції пристосованості. Алгоритм розв'язку поставленої задачі аналогічний раніше розробленому для виділення гармонічного тренду (рис. 1).

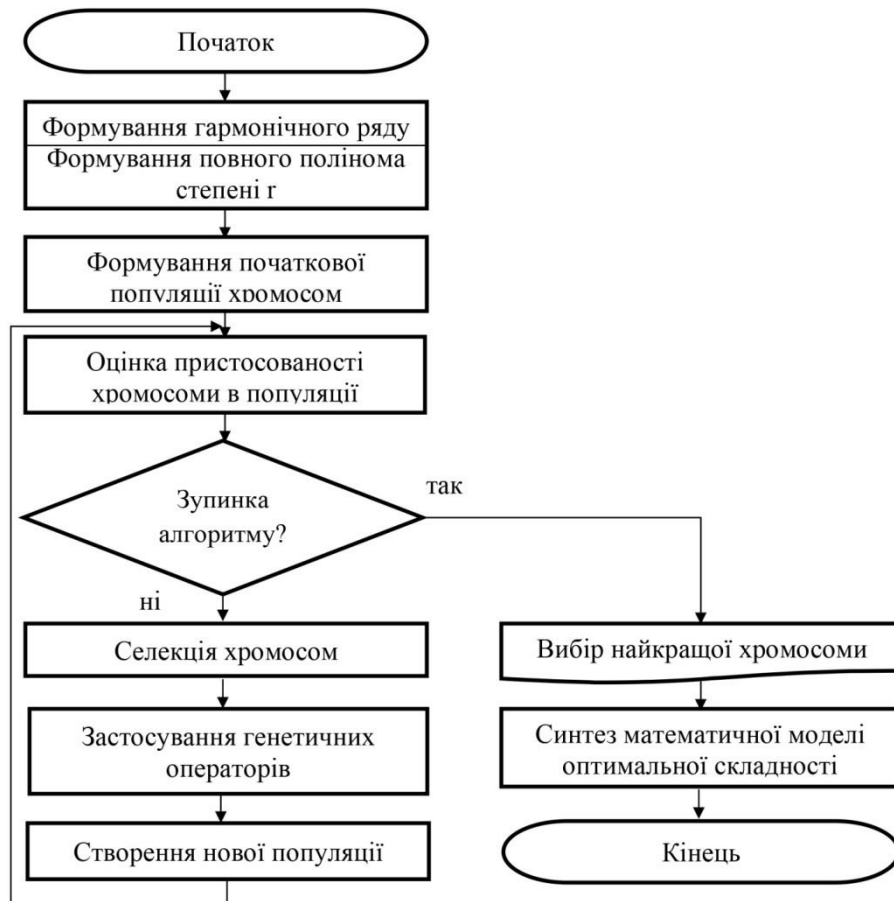


Рис. 1. Алгоритм синтезу математичної моделі оптимальної складності

5. Результати дослідження

Наклавши на топографічну карту досліджуваного району, результат виходу узагальненої радіаль-

ної нейронної мережі, отримано комп'ютерну карту розповсюдження важкого металу на території цього району (рис. 2) [6].

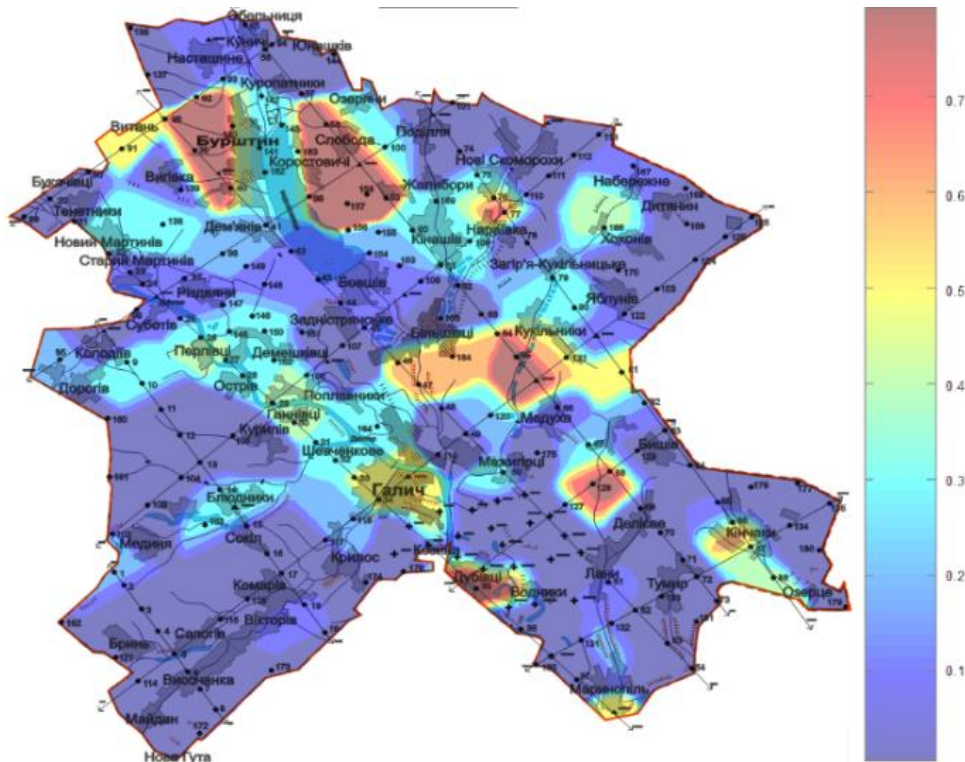


Рис. 2. Карта розповсюдження важкого металу на досліджуваній території

Розроблено програму класифікації стану ґрунту, на основі нечіткої логіки, за вмістом в ньому декількох важких металів (рис. 3) [7]. Наприклад, подавши на вхід системи концентрації

$$C_{Cu} = 3.9, C_{Pb} = 41.6, C_{Zn} = 33.6,$$

отримаємо – стан ґрунту md (помірно небезпечний).

На рис. 4, показано результати моделювання зміни рівня води ріки як функції параметрів метеоумов [8]. За допомогою побудованої математичної моделі оптимальної складності виконано прогнозування рівня води в ріці на наступні 24 доби (рис. 5). З рисунка видно, що отримані значення за побудованою математичною моделлю досить близькі до фактичних значень рівня води [9].

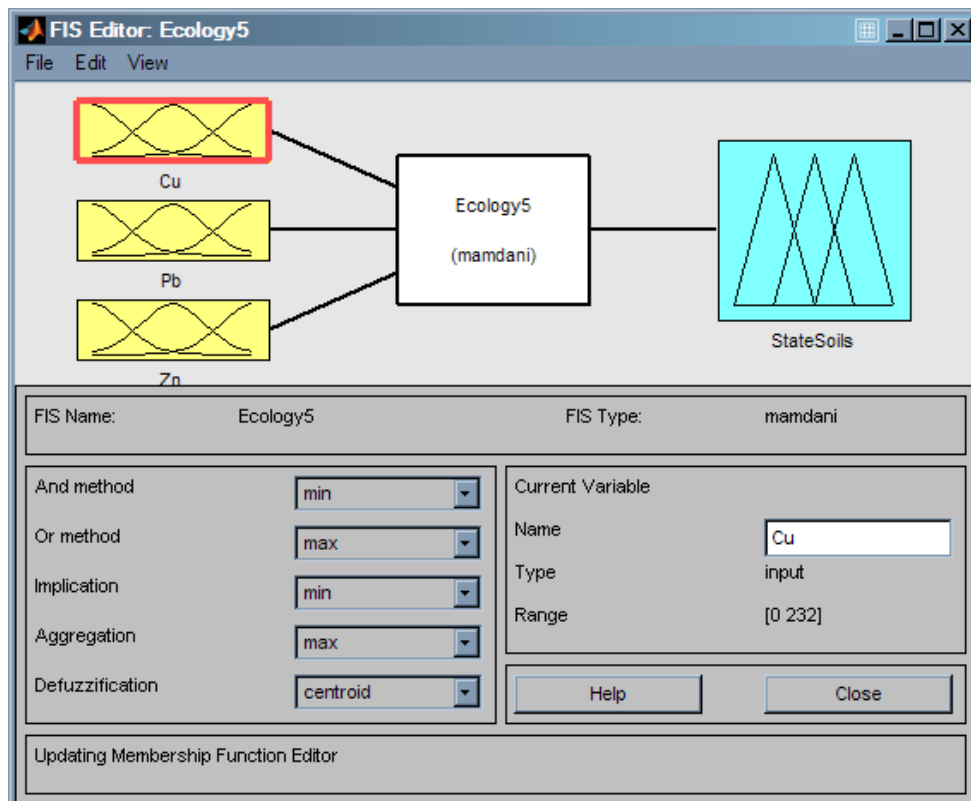


Рис. 3. Класифікація стану ґрунту за вмістом важких металів

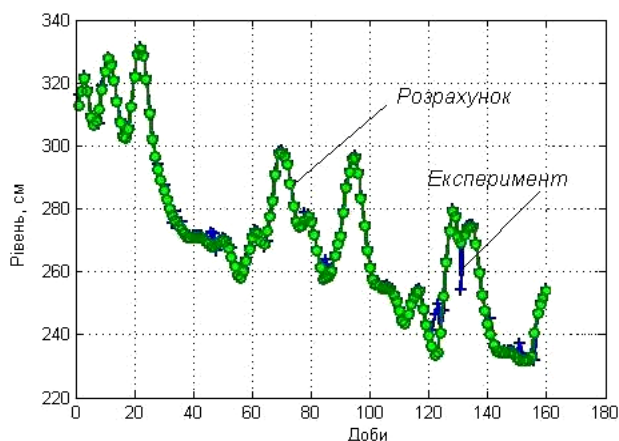


Рис. 4. Залежність рівня води у ріці від погодних умов

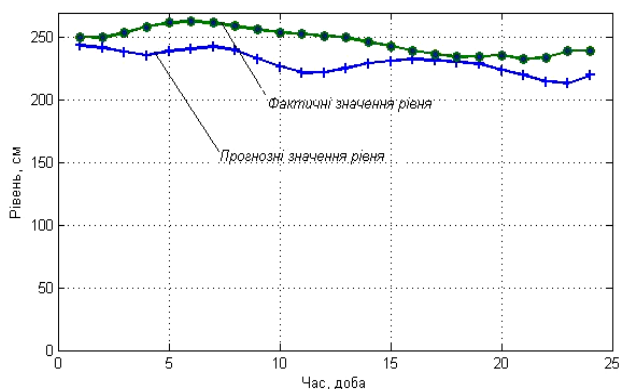


Рис. 5. Результати прогнозування рівня води на експериментальній множині

Запропоновані методи та моделі було покладено в основу розробки програмного забезпечення системи інтелектуальної підтримки прийняття рішень при керуванні об'єктами природокористування.

6. Висновки

У результаті проведених досліджень розроблено та вдосконалено математичні методи моделювання об'єктів природокористування з використанням теорії штучних нейронних мереж та ідей генетичних алгоритмів. На їх основі синтезовано структуру і розроблено програмне забезпечення системи підтримки прийняття рішень [10], що реалізує задачі контролю та прогнозування рівня ріки і на основі аналізу її стану генерує відповідні експертні рішення для запобігання виникненню майбутньої катастрофічної ситуації.

Література

1. Ермаков, С. М. Математическая теория оптимального эксперимента [Текст] / С. М. Ермаков, А. А. Жиглявский. – М.: Наука, 1987. – 320 с.
2. Ивахненко, А. Г. Справочник по типовым программам моделирования [Текст] / А. Г. Ивахненко, Ю. В. Коп-

па, В. С. Степашко и др.; под ред. А. Г. Ивахненко. – К.: Техника, 1980. – 184 с.

3. Ивахненко, А. Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем [Текст] / А. Г. Ивахненко. – К.: Наук. думка, 1981. – 296 с.

4. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст] / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая линия-Телеком, 2004. – 452 с.

5. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / С. Осовский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

6. Horbiiuchuk, M. I. Method of cartographic modeling of soil contamination on the basis of the theory of neural networks [Text]: conf. / M. I. Horbiiuchuk, M. A. Shufnarovych // The third Planet from Sun: Modern Theories and Research Practice in the Field of Earth and Space sciences. – London, 2013. – P. 131–135.

7. Горбійчук, М. І. Метод оцінки стану ґрунтів з використанням fuzzy-технологій [Текст] / М. І. Горбійчук, О. В. Пендерський, М. А. Шуфнарівич // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2008. – Т. 3, № 5 (33). – С. 29–32.

8. Горбійчук, М. І. Метод синтезу математичних моделей коливних процесів з некротними частотами [Текст] / М. І. Горбійчук, М. А. Шуфнарівич // Науковий вісник Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу. – 2010. – Т. 1, № 23. – С. 105–112.

9. Горбійчук, М. І. Метод прогнозування рівня води у р. Дністер у залежності від погодних умов [Текст] / М. І. Горбійчук, М. А. Шуфнарівич // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2013. – Т. 3, № 4 (63). – С. 13–19. – Режим доступу: <http://journals.urau.ua/eejet/article/view/14746/12523>

10. Horbiiuchuk, M. Computer system of monitoring and predictionforecasting of water level rivers [Text] / M. Horbiiuchuk, M. Shufnarovych // Journal Of Hydrocarbon Power Engineering. – 2014. – Vol. 1, Issue 2. – P. 123–129.

References

1. Ermakov, S. M., Zhyhliavskiy, A. A. (1987). Matematycheskaia teoriya optimalnogo eksperymenta. Moscow: Nauka, 320.

2. Ivahnenko, A. G., Koppa, Ju. V., Stepashko, V. S. et. al.; Ivahnenko, A. G. (Ed.) (1980). Spravochnyk po tipovym prohrammam modelyrovaniya. Kyiv: Tekhnika, 184.

3. Ivahnenko, A. G. (1981). Ynduktyvnyi metod samoorganyzatsyy modelei slozhnykh system. Kyiv: Naukova dumka, 296.

4. Rutkovskaia, D., Pylinskyi, M., Rutkovskiy, L. (2004). Neironnye sety, henetycheskye alhorytmy y nechetkye systemy. Moskva: Horiachaia lynyia-Telekom, 452.

5. Osovskiy, S. (2002). Neironnye sety dlia obrabotky ynfomatsyy. Moscow: Fynansy y statystyka, 344.

6. Horbiiuchuk, M. I., Shufnarovych, M. A. (2013). The method of cartographic modeling of soil contamination based on the theory of neural networks. The third Planet from Sun: Modern Theories and Research Practice in the Field of Earth and Space sciences. London, 131–135.

7. Horbiiuchuk, M. I., Pendereskyi, O. V., Shufnarovych, M. A. (2008). Metod otsinky stanu hruntiv z vykorystanniam fuzzy-tekhnohohii. Eastern-European Journal Of Enterprise Technologies, 3/5 (33), 29–32.

8. Horbiiuchuk, M. I., Shufnarovych, M. A. (2010). Metod syntezu matematychnykh modelei kolyvnykh protsesiv z nekratnymy chastotamy. Naukovyi visnyk Ivano-Frankivskoho natsionalnogo tekhnichnogo universytetu nafty i hazu, 1 (23), 105–112.

9. Horbiiuchuk, M. I., Shufnarovych, M. A. (2013). Method of predicting the water level in the river dneiester, depending on weather conditions. Eastern-European Journal Of Enterprise Technologies, 3/4 (63), 13–19. Available at: <http://journals.urau.ua/eejet/article/view/14746/12523>

10. Horbiiuchuk, M. I., Shufnarovych, M. A. (2014). The computer system monitoring and predictionforecasting river water level. Journal of hydrocarbon energy, 1 (2), 123–129.

*Рекомендовано до публікації д-р техн. наук Горбійчуком М. І.
Дата надходження рукопису 10.11.2016*

Шуфнарівич Мар'яна Антонівна, кандидат технічних наук, доцент, кафедра медичної інформатики, медичної і біологічної фізики, Івано-Франківський національний медичний університет, вул. Галицька, 2, м. Івано-Франківськ, Україна, 76018, E-mail: shufnarovych@gmail.com

Shufnarovych Maryana, PhD, Associate Professor, Department of medical informatics, medical and biological physics, Ivano-Frankivsk National Medical University, Galytska str., 2, Ivano-Frankivsk, Ukraine, 76018