

Висновки. Розроблено структуру та моделі телекомунікаційної мережі ІБ на основі дешевих одноплатних комп'ютерів Raspberry Pi. Побудована модель на основі мереж Петрі дає змогу дослідити динаміку проектованого пристрою, а модель надійності – оцінити ймовірнісні та часові характеристики надійності. Фізична модель ТКМ містить сервер, роутер та робочі станції з підмережами сенсорів. Передавальним середовищем комп'ютерної мережі є радіоканал (Wi-Fi). Сенсорні мережі працюють під керуванням комп'ютерів Raspberry Pi, використовуючи провідні та безпроводні протоколи передачі даних. Внаслідок розроблена модель локальної ТКМ ІБ дає змогу дослідити та здійснити детальний аналіз процесів, що у ній відбуваються. Розроблена телекомунікаційна мережа, завдяки використанню одноплатних комп'ютерів Raspberry Pi, є дешевим та функціональним рішенням для систем "інтелектуального будинку".

Література

1. Banzi M. Getting Started with Arduino, O'Reilly Media, Inc, 1-st Edition, 2011. – Pp. 21-22.
2. Chan M., Esteve D., Escriba C., Campo E. A review of smart homes – Present state and future challenges, Computer Methods and Programs in Biomedicine. – Vol. 91 (2008). – Pp. 55-81.
3. Diaz M., Petri Nets: Fundamental Models, Verification and Applications, John Wiley & Sons, 2010. – 768 p.
4. Helal S., Mann W., El-Zabadani H., King J., Kaddoura Y., Jansen E. The gator tech smart house: a programmable pervasive space, Computer. – Vol. 38 (2005), No. 3. – Pp. 50-60.
5. Jiang L., Liu D.Y., Yang B. Smart home research, Proceedings of the 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Shanghai, China, August. – Vol. 2 (2004). – Pp. 659-663.
6. Larry L. Peterson, Bruce S. Davie Computer Networks: A Systems Approach, 2011. – 920 p.
7. Richardson M., Wallace S. Getting Started with Raspberry Pi, Sebastopol, O'Reilly Media, 2012. –161 p.
8. Sydor A.R. Recurrent expressions for valuing reliability indicators of complicated electromagnetic systems / Proceedings of XIX th International Seminar/Workshop on Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (DIPED-2014), Tbilisi, Georgia, September 22-25, 2014. – Pp. 148-150.
9. Teslyuk V.M., Beregovskiy V.V., Pukach A.I. Development of smart house system model based on colored Petri nets, Proc. of the XVIII-th International Seminar / Workshop On Direct And Inverse Problems Of Electromagnetic And Acoustic Wave Theory (DIPED – 2013), Lviv, Ukraine, 2013. – Pp. 205-208.
10. Teslyuk V., Denysyuk P., Al Shawabkeh H.A. Y., Kernysky A. Developing the information model of the reachability graph / Proc. of the 15-th International Seminar/Workshop on Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory, DIPED'2010, Tbilisi, Sept. 27-30, 2010. – Pp. 210-214.

Надіслано до редакції 16.02.2016 р.

Теслюк В.Н., Борейко О.Ю., Сидор А.Р., Береговская К.В. Модель телекоммуникационной сети "интеллектуального дома"

Разработана структура телекоммуникационной сети "интеллектуального дома". Исследование построенной структуры проведено с использованием разработанной структурной модели на основе теории сетей Петри, а полученные результаты представлены в форме графа достижимости состояний системы. Разработана модель оценки надежности телекоммуникационной сети "интеллектуального дома", что сведено к симметричной иерархической системе, разветвленной до 3-го уровня, и которая позволяет оценить вероятностные и временные характеристики надежности, а также вероятности отказа, частоты отказов и интенсивности отказов.

Ключевые слова: модель, "интеллектуальный дом", телекоммуникационная сеть, надежность, сети Петри.

Teslyuk V.M., Boreiko O.Yu., Sydor A.R., Beregovska K.V. The Model of Telecommunication Network for Smart Home

The structure of the telecommunication network for smart home has been developed. Studies of the structure designed have been conducted using the developed structural model based on the theory of Petri nets, and the results are presented in the form of reachability graph for all the states of the system. The developed model estimates the reliability of telecommunication network of smart home that is reduced to a symmetric hierarchical system, branched to the 3-nd level and that allows evaluating probabilistic and time characteristics of reliability, and the probability of failure and failure rate.

Keywords: model, smart home, telecommunication network, reliability, Petri nets.

УДК 621.3

РЕАЛИЗАЦІЯ ЗАДАЧІ ВИБОРУ ОПТИМАЛЬНОГО АВІАМАРШРУТУ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ ХОПФІЛДА

А.М. Бриндас¹, П.І. Рожак², Н.О. Семенишин³, Р.Р. Курка⁴

Наведено штучну нейронну мережу Хопфілда для знаходження оптимального авіамаршруту. Вхідними даними для мережі є матриця відстаней між маршрутами. Для порівняння ефективності отриманих результатів розроблено програмний додаток, який реалізує розв'язання задачі комівояжера за допомогою нейронної мережі та повного перебору ("brute force") усіх можливих маршрутів. Показано, що мережа знаходить задовільний за довжиною маршрут, він відрізняється від оптимального в середньому на 7-8% у випадку кількості міст більше 15, при цьому час та кількість ітерацій для збіжності мережі є істотно меншими. З розумним вибором мережевих параметрів отримано майже 100% збіжність для формування коректних маршрутів.

Ключові слова: штучна нейронна мережа Хопфілда, задача комівояжера, стійкий стан системи, матриця відстаней, матриця перестановок.

Актуальність. Використання моделей та алгоритмів дискретної оптимізації дає змогу вирішувати багато задач, таких, як задачі оптимізації на мережах; маршрутизації трафіку в комунікаційних мережах; задачі розміщення економічних об'єктів; задачі оптимізації автоматизованих систем планування ресурсів; задачі штучного інтелекту і робототехніки. Перелічимо найбільш поширені прикладні задачі дискретної оптимізації: задача про вкладання рюкзака, задача комівояжера, одновимірний розкрій листових матеріалів різних розмірів, задача про покриття множини системою його підмножин, оптимізація структури обчислювального кластера, транспортні задачі, складання планів і розкладів. На сучасному етапі одним із підходів до вирішення задач маршрутизації є використання апарату штучних нейронних мереж, що дає змогу вирішувати оптимізаційні задачі комбінаторної складності. Методи, засновані на використанні штучних нейронних мереж, дають змогу значно підвищити оперативність рішення цього класу задач, забезпечуючи достатню точність результату.

Постановка задачі. Класична постановка задачі комівояжера формулюється так:

¹ магістр А.М. Бриндас – НЛТУ України, м. Львів;

² аспірант П.І. Рожак – НЛТУ України, м. Львів;

³ інж. Н.О. Семенишин – НЛТУ України, м. Львів;

⁴ доц. Р.Р. Курка, канд. техн. наук – НЛТУ України, м. Львів

1. Дано n міст, які потрібно відвідати, а також відстань між кожним із них.
2. Торговий агент починає з деякого міста і має повернутись до нього ж, відвідавши всі інші міста.
3. Міста мають бути відвідані тільки один раз.
4. Відстань маршруту комівояжера має бути мінімальною.

Математична модель нейронної мережі Хопфілда. Мережа Хопфілда є одношаровою рекурентною мережею, що складається з великої кількості нейронів, які є повністю зв'язаними одні з одними. Динаміка кожного нейрона описується рівнянням [1]

$$\frac{du_i}{dt} = -\frac{u_i}{\tau} + TV + I_i, \quad (1)$$

де τ – константа часу; T – матриця зв'язків; I_i – зміщення; V – вектор, складений із виходів нейронів.

Відношення між станом нейрона u_i та V_i характеризується монотонно зростаючою функцією, такою як сигмоїда. У випадку, коли нейрон має досить високий коефіцієнт підсилення, то першим доданком суми у правій частині рівняння (1) можна знехтувати. У цьому випадку, мережа визначатиметься енергетичною функцією Ляпунова [3]

$$E = -\frac{1}{2}V^T TV - V^T I, \quad (2)$$

а рівняння (1) матиме вигляд

$$\frac{du_i}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial V_i}, \text{ для } \frac{dE}{dt} \leq 0. \quad (3)$$

Це означає, що функція енергії E монотонно зменшується в міру еволюції стану мережі, і коли мережа досягне кінцевого стабільного стану, функція енергії потрапить в локальний мінімум. Загальний підхід для застосування мережі Хопфілда до вирішення проблем оптимізації є відображення цілей та обмежень та подальше вирішення рівняння (3).

Мережа Хопфілда для задачі Комівояжера. Можливість використання нейронних мереж [1, 2, 5, 8] із зворотним зв'язком для розв'язання задачі комівояжера вперше дослідили Дж. Хопфілд та Д. Танк у 1985 р. Це досягнення дає змогу широко використовувати нейронні мережі для вирішення різноманітних оптимізаційних задач. На відміну від методу гілок та меж, нейромережевий метод, під час виконання, не потребує зберігати такої великої кількості шляхів обходу [7].

За основу роботи взято мережу Хопфілда [3] зі структурою, зображеною на рис. 1. Кількість нейронів вибрана рівною $n \times n$, де n – кількість точок маршруту. Така кількість [5] пов'язана з ідеєю зручного подання кінцевого маршруту у вигляді матриці перестановок (рис. 2), що є виходом мережі, де одиниця у першому стовпці відповідає першій точці маршруту і т. д. Наприклад, на рис. 2 першим вибереться пункт С, далі пункт А, тоді Е і останнім Д. У нашій мережі нейрон, що починається з індексу $i \times n + 1$ – відповідає першому пункту i -го стовпця матриці перестановок.

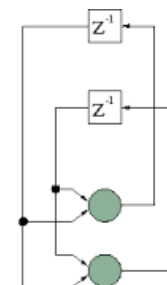


Рис. 1. Нейронна мережа Хопфілда у випадку двох нейронів

Рішення оптимізаційних задач з мережею Хопфілда вимагає ретельного й адекватного вибору функції енергії E . Ця функція повинна визначатися таким чином, щоб її мінімуми відповідали розв'язку задачі.

У цій роботі використано функціонал [6]

$$E = E_1 + E_2, \quad (4)$$

де:
$$E_1 = \frac{A}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n v_{xi} v_{xj} + \frac{B}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n v_{xi} v_{yj} + \frac{C}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^n v_{xi} - (n + \sigma)^2; \quad (5)$$

$$E_2 = \frac{D}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_{xy} v_{xi} (v_{y,j+1} + v_{y,j-1}). \quad (6)$$

	1	2	3	4	5
A	0	1	0	0	0
B	0	0	0	1	0
C	1	0	0	0	0
D	0	0	0	0	1
E	0	0	1	0	0

Рис. 2. Матриця перестановок

Функція енергії повинна відповідати двом умовам: її значення повинні бути невеликими для тих рішень, які мають по одній одиниці в кожному рядку та кожному стовпці; віддавати перевагу шляхам з короткою довжиною маршруту. Це досягається за рахунок виконання таких умов [6]:

- перша сума дорівнює нулю у тому і тільки тому випадку, якщо кожний рядок містить не більше однієї одиниці;
- друга сума дорівнює нулю у тому і тільки тому випадку, якщо кожний стовпець (порядковий номер відвідування) містить не більше однієї одиниці;
- третя сума дорівнює нулю у тому і тільки тому випадку, якщо матриця містить рівно n одиниць;
- четверта сума гарантує виконання умови – перевагу коротким маршрутам.

З урахуванням зазначених вимог та згідно з (3) рівняння руху кожного нейрона матиме такий вигляд:

$$\frac{du_{xi}}{dt} = \frac{u_{xi}}{\tau} - A \sum_{j=1}^n v_{xj} - B \sum_{y=1}^n v_{yj} - C \left(\sum_{x=1}^n \sum_{j=1}^n v_{xj} - (n + \sigma) \right) - D \sum_{y=1}^n d_{xy} (v_{y,j+1} + v_{y,j-1}), \quad (7)$$

де: $\tau = 1$; σ – константа, значення якої приблизно дорівнює одиниці; A, B, C та D – коефіцієнти; v_i – вихід нейрону i ; d_{xy} – відстань між пунктами маршруту.

Для практичної реалізації рівняння (7), скористаємося методом Ейлера, тоді (7) набуде вигляду

$$u_{xi}(t + \Delta t) = u_{xi}(t) + \Delta t(-u_{xi}(t) - A \sum_{j \neq i}^n u_{xj}(t) - B \sum_{x \neq i}^n u_{yj}(t) - C \left(\sum_{x=1}^n \sum_{j=1}^n u_{xy}(t) - (n + \sigma) \right) - D \sum_{y=1}^n d_{xy}(v_{y,j+1}(t) + v_{y,i-1}(t))). \quad (8)$$

Для достатньо великих значень A, B та C низькоенергетичні стани відображатимуть допустимі маршрути, а великі значення D будуть гарантією того, що знайдений шлях буде найкоротшим. У роботі [4] ці параметри виведено на основі аналізу стійких станів мережі і є цікавими з точки зору швидкості збіжності. Як поріг активації [6] використано функцію:

$$V_{X_i} = \frac{1}{2} \left(1 + \tanh \left(\frac{u_{X_i}}{u_0} \right) \right), \quad (9)$$

де: \tanh – гіперболічна тангенціальна функція; u_0 – поріг значення зміщення мережі. Використана функція активації гіперболічного тангенсу, тому що вона має максимальну схожість з реальними вхідними – вихідними зв'язками біологічних нейронів [6].

Якщо зважена сума виходів з інших нейронів більше значення 0,7 – вихід j -го нейрона буде дорівнювати одиниці, якщо менше 0,3 – він дорівнює нулю або залишається без змін, якщо вихідний сигнал дорівнює порогу T_j . Отже, повинні виконуватися такі умови:

$$V_{x_i} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } V_{x_i} > 0,7; \\ 0, & \text{якщо } V_{x_i} < 0,3; \\ V_{x_i}, & \text{якщо } V_{x_i} = T_j. \end{cases} \quad (10)$$

Проте такий підхід не єдиний. У [7] показано як можна ефективно усувати неоднозначність маршруту у вихідному векторі з використанням принципу WTA (winner takes all). Критерієм зупинки для мережі Хопфілда є ітерація, на якій стан нейронів не змінюється, а функція руху набуває мінімального значення. У цьому випадку обчислення припиняються, а отриманий результат береться як маршрут комівояжера.

Опис функціональності додатку. Зазначений вище алгоритм реалізовано у C++. Для зручності створено форму (рис. 3). Дані подаються програмі у вигляді текстового файлу з матрицею відстаней між пунктами призначення, яка для зручності є нормованою. У лівій частині вікна виконуються обчислення за допомогою мережі Хопфілда. Права частина проводить розрахунки методом повного перебору всіх можливих маршрутів.

Інформація, що виводиться, містить:

- кількість точок маршруту;
- матрицю відстаней;

- послідовність оптимального маршруту;
- довжину оптимального маршруту;
- кількість ітерацій для пошуку оптимального маршруту.

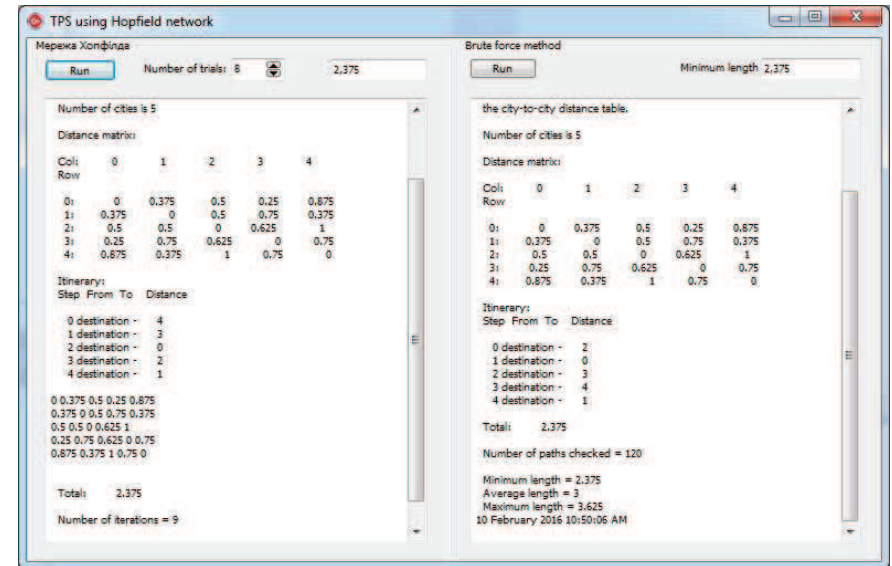


Рис. 3. Головний вигляд результату роботи програми

Зазначимо, що для нашої нейронної мережі результат Number of iterations містить кількість глобальних ітерацій, у кожній з яких виконується 1000 локальних ітерацій для уточнення рішення (оновлення всіх станів мережі). Параметр Number of trials вказує кількість спроб завантаження нейронної мережі, серед яких обирається найкращий.

Результати експерименту. Для алгоритму було обрано такі параметри: $A=500, B=500, C=1000, D=500, u_0=0,02$ та $\Delta t=0,0001$. Також для роботи ШНМ потрібно було задати початковий стан виходів нейронів. Для цього можна вибрати значення u_i – випадкову величину від $[1-b, 1]$, де $b \in [0,01, 0,2]$ або ж [4] аналізуючи попередні дослідження, оптимальними значеннями коефіцієнтів прийнято: $A = B = 100; C = 90,100; D = 90,100,110,120; \sigma = 1,1,1; \alpha = 50$

$$V_{xi}(t = 0) = \frac{1}{N + R \cdot \delta_{xi}}, \quad (11)$$

де R – константа, а δ_{xi} – випадкова величина від -1 до 1.

Вихід кожного нейрона мережі має всього два стани $[0,1]$. Це, що простір вихідного сигналу знаходиться у $N \times N$ -вимірному гіперкубі і рішення буде відповідати одній із $2^{(N \times N)}$ вершин. Такий підхід не є достатньо гнучким у сенсі усереднення менш імовірних маршрутів [5] та виходу із локального мінімуму функціоналу (4), проте він дає майже 100 % збіжність до коректного маршруту з точки зору постановки даної задачі Комівояжера.

Для відображення переваги використання ШНМ Хопфілда для розв'язку задачі пошуку оптимального авіамаршруту відобразимо отримані результати досліджень на графіку (рис. 4), з якого зробимо аналіз:

- для пошуку оптимального маршруту ШНМ Хопфілда використовує значно меншу кількість ітерацій;
- чим більша кількість міст, між якими потрібно знайти маршрут, тим більше часу затрачає алгоритм повного перебору, тоді як ШНМ показує стабільні результати.

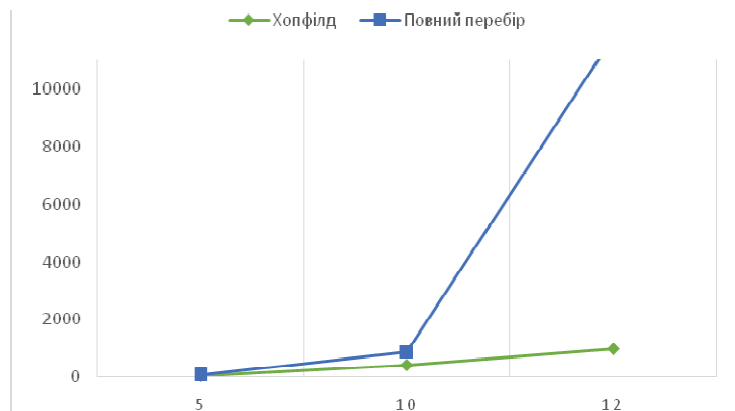


Рис. 4. Порівняння роботи двох розроблених алгоритмів

Висновки. Розглянуто новий ефективний підхід для розв'язання задачі комівояжера. Підхід побудований на основі штучної нейронної мережі з рекурентними зв'язками Хопфілда. Виконано порівняння довжини знайденого оптимального маршруту з довжиною найкоротшого маршруту.

Під час проведення експериментів з'ясовано, що нейромережевий метод, на відміну від методу гілок та меж, не потребує зберігати такої великої кількості шляхів обходу, що істотно економить пам'ять. Також цей підхід із збільшення кількості міст значно швидше знаходить оптимальний маршрут, ніж метод Літла, а тим більше метод повного перебору. А такі властивості штучної нейронної мережі як подібність до біологічної нейронної мережі, селективність, природний паралелізм та здатність швидко вирішувати слабоформалізовані задачі оптимізації дають перспективи у дослідженні та розвитку штучних нейронних мереж, зокрема, найпопулярніших із них – мереж Хопфілда.

Література

1. Кутиркін А.В. Использование нейронной сети Хопфилда для решения оптимизационных задач маршрутизации / А.В. Кутиркін, А.В. Семин. – М.: Изд-во МИИТ, 2007. – 15 с.
2. Павленко М.А. Анализ возможностей искусственных нейронных сетей для решения задач однопутевой маршрутизации в ТКС / М.А. Павленко // Проблемы телекоммуникаций : сб. науч. тр. – 2011. – № 2 (4). – 7 с.
3. Саймон Хайкин. Нейронные сети: полный курс : пер. с англ. – Изд. 2-ое, [перераб. и доп.]. – М.: Изд. дом "Вильямса", 2006. – 1104 с.
4. Gang Feng and Christos Douligeris, Using Hopfield networks to solve traveling salesman problems based on stable state analysis technique, Neural Networks, 2000. IJCNN 2000, Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference.

5. Hopfield, J.J. "Neural" Computation of Decisions in Optimization Problems / J.J. Hopfield // Biological Cybernetics. Springer-Verlag, 1985. – Pp. 141-152.
6. Ma'ndziuk Jacek. Solving the Travelling Salesman Problem with a Hopfield – type neural network / Jacek Ma'ndziuk // Demonstratio Mathematica. – 1996. – Vol. 29(1). – Pp. 219-231.
7. Тарков М.С. Нейрокомп'ютерні системи / М.С. Тарков. [Електронний ресурс. – Доступний з <http://www.intuit.ru/departament/expert/neuro>.
8. Ritesh Gandhi Implementation Of Traveling Salesman's Problem Using Neural Network, ECE 559 Neural Networks December 3, 2001. [Electronic resource. – Mode of access <http://>

Надіслано до редакції 17.02.2016 р.

Брындас А.М., Розжак П.И., Семенішин Н.О., Курка Р.Р. Реализация задачи выбора оптимального авиамаршрута нейронной сети Хопфилда

Приведена искусственная нейронная сеть Хопфилда для нахождения оптимального авиамаршрута. Входными данными для сети является матрица расстояний между маршрутами. Для сравнения эффективности полученных результатов разработано программное приложение, которое реализует решения задачи коммивояжера нейронной сети и с помощью полного перебора ("brute force") всех возможных маршрутов. Показано, что сеть находит удовлетворительный по длине маршрут, он отличается от оптимального в среднем на 7-8 % в случае количества городов более 15, при этом время и количество итераций для сходимости сети существенно меньше. С умным выбором сетевых параметров получено почти 100 % сходимости для формирования корректных маршрутов.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть Хопфилда, задача коммивояжера, устойчивое состояние системы, матрица расстояний, матрица перестановок.

Bryndas A.M., Rozhak P.I., Semenishin N.O., Kurka R.R. Implementing of the Problem of Choosing the Optimal Flight Rout by a Hopfield Neural Network

The Hopfield artificial neural network that is used to find the optimal flight routes is described. The input data for the network is the matrix of distances between routes. To compare the effectiveness of the results software application is developed that is to solve the travelling salesman problem using neural networks and through complete enumeration ("brute force") of all possible routes. After receiving the data we can say that the network is a satisfactory long route, which is different from the optimal average of 7-8 % for the number of cities over 15, while the time and the number of iterations for convergence of the network is much smaller. With an excellent choice of network parameters almost 100 % correct convergence to create routes are received.

Keywords: Hopfield artificial neural network, travelling salesman problem, stable state system, the distance matrix, the matrix of permutations.

УДК 622.013:519.1

СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ІЗ УСУНЕННЯ УДАРІВ І ВІБРАЦІЙ ПІД ЧАС ГЛИБИННО-ПОХИЛОГО БУРІННЯ

Т.М. Матвійків¹, В.М. Теслюк²

Розроблено архітектуру та структуру системи підтримки прийняття рішень (СПІР) із усунення ударів і вібрацій у процесі глибинно-похилого буріння. Розроблено алгоритм функціонування системи та інформаційне забезпечення, яке охоплює базу даних реального часу, базу моделей та правил і базу знань експертів. У процесі реалізації системи база знань експертів ґрунтується на моделях на основі мереж Байєса. Розроблений програмний продукт, у режимі порадики, придатний для промислового викорис-

¹ аспір. Т.М. Матвійків – НУ "Львівська політехніка";

² проф. В.М. Теслюк, д-р техн. наук – НУ "Львівська політехніка"