ОРГАНІЗАЦІЯ ТА УПРАВЛІННЯ ПРОЦЕСОМ ПЕРЕВЕЗЕНЬ

УДК 656.072.001.57

Бутько Т.В., д.т.н., професор (УкрДАЗТ)

Прохорченко А.В., к.т.н., асистент (УкрДАЗТ)

Чеклова Є.В., аспірант (УкрДАЗТ)

РОЗРОБКА МОДЕЛІ НЕЧІТКИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ З ВЛАСТИВОСТЯМИ ЕВОЛЮЦІЙНОЇ САМООРГАНІЗАЦІЇ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПАСАЖИРОПОТОКІВ

Вступ. Сучасний напрямок розвитку теорії експлуатаційної роботи в області пасажирських перевезень передбачає реалізацію в основі виконання технічного планування і регулювання пасажирськими перевезеннями функцій прогнозування пасажиропотоків та моделювання перспектив розвитку перевізного процесу за допомогою інтелектуальних технологій.

Впровадження в межах технічного планування нових і більш точних математичних методів прогнозування пасажиропотоків дозволить по-новому поставити та вирішити найбільш важливі експлуатаційні задачі пасажирського комплексу, в тому числі з розробки та уточнення плану формування, схем обігу та графіку руху пасажирських поїздів, і на цій основі суттєво підвищити якість перевізного процесу за умови ресурсозбереження.

Аналіз досліджень. З точки зору прийнятої на сьогодні традиційної практики моделювання процесів формування пасажиропотоків на основі аналізу часових рядів досліджуваного показника розглядається тільки статистичний вид невизначеності [1, 2]. В основі природи такої невизначеності лежить випадковість, яка передбачає, що в одиничний момент часу можна зробити прогноз події вибору варіанту поїздки групи пасажирів на основі судження – або відбудеться поїздка, або не відбудеться. Проте, у реальних умовах існує невизначеність з нечіткими властивостями процесу формування пасажиропотоків, при якій такий прогноз може здійснитися частково, або сама подія може бути нечіткою, що обумовлено неможливістю точно описати зміну переваг та бажань пасажирів.

При цьому класичне одновимірне прогнозування ґрунтується на основі ефекту спадкоємної пам'яті часового ряду [2, 3], яка виявляється при вивченні його передісторії, визначенні загальних і усталених тенденцій, траєкторій зміни в часі, абстрагуючись від багатьох причин формування процесу, які переважно і визначають домінуючу динаміку коливань пасажиропотоків. В результаті для підвищення точності прогнозної екстраполяції важливим є виявлення таких причин на основі врахування експертних гіпотез у лінгвістичній формі щодо подальшого розвитку процесу формування пасажиропотоків.

Постановка задачі дослідження. Для удосконалення математичної формалізації моделі прогнозування пасажиропотоків в роботі запропоновано застосувати один із нестандартних підходів на базі гібридизації математичних методів нечіткої алгебри та еволюційних обчислень, які здатні коректно оперувати лінгвістичною невизначеністю та підвищити якість функціонування в умовах досить короткої вхідної послідовності часових рядів за рахунок надання моделі властивостей самоорганізації.

Вирішення задачі. Для моделювання розвитку процесу формування пасажиропотоків в лінгвістичних термінах і числових даних введемо поняття нечіткого часового ряду (fuzzy time series) [4]. Припустимо, що $Y(t)$ задано на множині дійсних чисел $Y(t) \subseteq R$, $(t = \ldots, 0, 1, 2, \ldots)$ та є універсальною множиною, яка визначена нечіткою множиною $\widetilde{A}_i(t)$, $(i = 1, 2, \ldots, n)$, що складається з сукупності пар виду $\widetilde{A}_i(t) = \{\langle \mu_{\widetilde{A}_i(t)}(y_t) / y_t \rangle\}$, $y_t \in Y(t)$, $\widetilde{A}_i \subset Y(t)$, де $\mu_{\widetilde{A}_i(t)} : Y(t) \to [0,1]$ – функція приналежності (ФП) на основі якої ставиться у відповідність кожному чіткому значенню часового ряду y_t в момент часу t ступінь належності на інтервалі [0,1] до нечіткої множини $\widetilde{A}_i(t)$, яка описує нечіткість значень досліджуваного показника. При цьому, згідно до [4, 5] $F(t)$ називається нечітким часовим рядом на $Y(t)$, що складається з $\widetilde{A}_i(t)$, $(i = 1, 2, \ldots)$. За таких умов $F(t)$ залежить від часу та може бути прийнятий як нечітка лінгвістична змінна N, що характеризується лінгвістичними значеннями (термами) $f_i(t)$, $f_i(t) \in \mathrm{F}$, де кожен терм $f_i(t)$ описується нечіткою множиною $\widetilde{A}_i(t)$.

Відповідно до прийнятої методики прогнозування необхідним є дотримання умови стаціонарності часового ряду, що досліджується. Згідно до [6] в роботі запропоновано трансформувати нестаціонарний ряд в стаціонарний шляхом переходу від вихідного ряду до його різниць відповідного порядку на основі застосування оператору різниць

$$\nabla^{d} = y(t_p) - y(t_{p-d}), \qquad (1)$$

де $y(t_p)$ – значення ряду в момент часу $p = \overline{1, M}$;

d – порядок різниць.

Для визначення оптимального порядку $d \in \{0,1,2\}$ різницевого оператора ∇^{d} як критерій доцільно використовувати мінімум дисперсії

$$\sigma^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\xi_t - \bar{\xi})^2 \rightarrow \min, \qquad (2)$$

де ξ_t – ряд різниць, $\xi_t = \nabla^{d} y(t_p)$;

$\bar{\xi}$ – середній рівень ряду різниць;

n – кількість рівнів ряду (n=M-d).

Для представлення процесу зміни рівнів ряду у лінгвістичних термінах до задачі введено нечітку змінну N = {зміна рівнів ряду різниць порядку d} із наступної терм-множини $F\forall${низький - $f_1(t)$, значно нижчий за середнє - $f_2(t)$, нижчий за середнє - $f_3(t)$, середній - $f_4(t)$, вищий за середнє - $f_5(t)$, значно вищий за середній - $f_6(t)$, високий - $\tilde{f}_7(t)$}, що описує значення рівнів ряду в кожний момент t. Для відображення ФП $\mu_{\tilde{A}_i(t)}$ термів змінної N у аналітичній формі була обрана крива Гауса, що відповідає властивостям симетричності зміни очікуємих темпів пасажиропотоку та має переваги з точки зору спрощення алгоритму розрахунків

$$\mu_{\tilde{A}_i(t)} = \exp[(y(t_p) - b_i / c_i)], \qquad (3)$$

де $y(t_p)$ – елемент універсальної множини $Y(t)$;

b_i – координата максимуму функції; c_i– коефіцієнт концентрації функції.

В роботі запропоновано до традиційно прийнятої конструкції процесу динаміки часового ряду, що умовно поділяється на чотири складові додатково врахувати невизначеність нечіткого характеру, що дозволяє описати нечіткість виникнення ситуації при виборі пасажиром варіанту, яким поїздом здійснити поїздку. Отже, якщо часовий ряд $F(t)$ представляє собою множину нечітких термів $f_i(t)$, $i = \overline{1,7}$, що описані ФП та впорядковані відносно часу t, то можна представити в тримірному просторі процес динаміки часового ряду (рис. 1.), який умовно поділяється на п’ять складових:

- довгострокова складова, детермінована часом еволюція (тренд);
- сезонний компонент попиту, що характеризує стійкі коливання ряду;
- періодичні коливання різних частот;
- імовірнісна складова невизначеності ряду, моделює випадкові коливання;
- нечітка складова процесу динаміки ряду, що моделює нечіткість даних в моделі прогнозування.

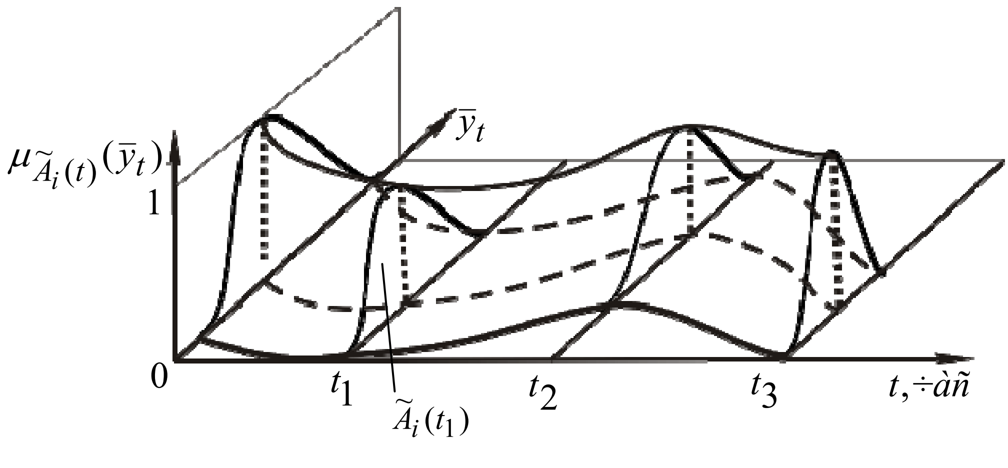

Рисунок 1 - Нечіткий часовий ряд динаміки зміни попиту пасажирів на перевезення

На рисунку 1 представлено у просторі в декартовій системі координат впорядковану (за часом) послідовність спостережень процесу динаміки формування попиту на перевезення. По вісі абсцис визначена область значень рівнів часового ряду $\bar{y}_t$ в кожний дискретний момент часу. Вісь ординат t розглядається як час, де перехід від моменту одного спостереження до моменту наступного спостереження є фіксованим інтервалом часу, що приймається за одиницю виміру та називається кроком t_p, $p=\overline{1,M}$. На вісі аплікат прийнято за одиницю виміру ступінь приналежності $\mu_{\tilde{A}_i(t)}(\bar{y}_t)$, що характеризує належність значень рівнів часового ряду $\bar{y}_t$ в кожний момент часу t_p до нечітких термів $f_i(t)$.

На етапі ініціалізації моделі прогнозування виконується рівномірне нечітке розбиття області визначення значень ряду різниць, $\xi_t=\nabla^d \mathrm{y}(t_p)$ на основі рівномірного розташування функцій приналежності, які перетинаються в точці 0,5. Згідно до початкових умов виконується операція введення до нечіткості реальних значень часового ряду $\mathrm{y}(\mathrm{t_p})$ на основі розрахунку ступеня приналежності $\mu_{\tilde{A}_i(t_p)}$ до кожної нечіткої множини $\tilde{A}_i(t_p)$, $i=\overline{1,7}$ та наступного визначення максимального ступеня приналежності $\max(\mu_{\tilde{A}_1(t_p)},\mu_{\tilde{A}_2(t_p)},...,\mu_{\tilde{A}_n(t_p)})$, що дозволяє віднести значення ряду y_t до відповідного якісного терму $f_i(t_p)$ з нечіткою множиною $\tilde{A}_i(t_p)$.

Процес формування прогнозу передбачає, що значення ряду $F(t_p)$ в момент часу t_p обумовлено дією $F(t_{p-1})$, згідно до чого існує відношення $R(t_p,t_{p-1})$ між $F(t_p)$ і $F(t_{p-1})$, яке можна символічно представити у вигляді $F(t_{p-1})\to F(t_p)$. Нехай значенню $\tilde{A}_i(t_{p-1})$ відповідає $F(t_{p-1})$, а $\tilde{A}_i(t_p)$ – $F(t_p)$, тоді на кожному кроці фазифікації часового ряду попарно формуються логічні імплікативні відношення, які можна позначити через $\tilde{A}_i(t_{p-1})\to\tilde{A}_i(t_p)$, при цьому виключаються комбінації, що повторюються. Після цього нечіткі логічні відношення, що мають однакові ліві частини, об'єднуються в групи нечітких логічних відношень, а список згрупованих відношень приймає вид

$$\left.\begin{matrix}\tilde{A}_i\to\tilde{A}_2\\ \tilde{A}_i\to\tilde{A}_3\\ \dots\ \ \dots\ \ \dots\end{matrix}\right\}\Rightarrow\quad \tilde{A}_i\to\tilde{A}_2,\quad \tilde{A}_3,\quad .... \tag{4}$$

Згідно до [4], розраховується нечітке імплікативне відношення за виразом $\widetilde{A}_{kl} = \widetilde{A}_i(t_{p-1}) \times \widetilde{A}_i(t_p) = \min(a_k, b_l)$, де a_k і b_l – k-й та l-й елемент матриць, що містять значення нечітких множин $\widetilde{A}_i(t_{p-1}), \widetilde{A}_i(t_p)$ відповідно.

Після об'єднання логічних відношень в сформовані групи, розраховується результуючі логічні відношення згідно до виразу

$$R_i = \widetilde{A}_1^T \times \widetilde{A}_2 \cup \widetilde{A}_1^T \times \widetilde{A}_3 \cup,...,\cup \widetilde{A}_i^T \times \widetilde{A}_n,\ i = \overline{1,7}, \tag{5}$$

де $\cup$ - операція максимум.

Результуючі відношення $R_i = R_i(t, t-1)$, $i = \overline{1,7}$ виражають тенденцію змін, що спостерігаються при переході від значення ряду, що розглядається до наступного за ним та складають основу стаціонарної моделі нечіткого часового ряду [4, 5], що має наступне формалізоване представлення

$$\widetilde{A}_i(t) = \widetilde{A}_i(t-1) \circ R_i, \tag{6}$$

де $\widetilde{A}_i(t)$ - нечітка множина, що виражає прогнозний приріст періоду прогнозування;

$\widetilde{A}_i(t-1)$ - приведений до нечіткості відомий приріст $(t-1)$-го періоду, що передує прогнозу; $\circ$ - операція max-min композиції; відношення R_i не залежать від часу та дозволяють надати процесу перетворення вхідних збурень моделлю прогнозування властивостей інваріантності відносно їх зсуву в часі.

У результаті отриманий на виході моделі нечіткий прогнозний приріст $\widetilde{A}_i(t)$ потребує перетворення в звичайну прогнозну величину. Таким чином необхідним є виконання операції приведення до чіткості на основі підходу запропонованого в роботі [5], який передбачає застосування комбінації методів "центру максимумів" та "центру ваги" [7].

З метою підвищення якості функціонування моделі прогнозування в умовах досить короткої вхідної послідовності часових рядів в роботі запропоновано провести параметричну адаптацію моделі на основі принципів еволюційної динаміки з використанням генетичного алгоритму з дійсним кодуванням [8]. Таким чином, генетичний алгоритм для надання моделі прогнозування властивостей самоорганізації можна записати у вигляді кортежу

$$G = < H, p, m, S, C, M, F_{\min}, \Lambda > \quad (7)$$

де H – вихідна популяція, що представляє випадково згенерований варіант початкового рішення задачі;

p – кількість точок простору пошуку, яким буде оперувати алгоритм на кожному кроці процесу роботи (розмір популяції, $p = 50$);

m – кількість генів в хромосомі фіксованої довжини $h^{(k)} = (r_1^{(k)}, ..., r_m^{(k)}) \in R^n$, де $k = \overline{1, \mathrm{m}}$, $r^{(h)}_{\overline{i=1,14}}$ - гени, що визначаються параметрами ФП $\mu_{\tilde{A}_i(t)}$ та на які накладено обмеження відповідно до допустимого відхилення $\pm\Delta b$, $\pm\Delta c$: $r_i^{\theta\min} \le r_i^{(h)} \le r_i^{\theta\max}, \forall i$; $r_i^{\theta\min}, r_i^{\theta\max}$ – верхня та нижня межі *і*-ї змінної (гена), $r^{(h)}_{\overline{i=15,21}}$ – гени, які моделюють умову субнормальності ФП на інтервалі [0,5;1]

$$0{,}5 \le \sup_{x_i \in X_i} \mu_{\tilde{A}_i(t)}(x_i) \le 1, \quad (8)$$

де S, C, M – відповідно оператори відбору, кросовер (BLX-alpha) та мутації (uniform mutation) [7, 9].

Кожна хромосома $h^{(k)}$ може бути оцінена мірою пристосованості $F^{(k)}$ на основі коефіцієнта розбіжності Г. Тейла [1], який дорівнює нулю за відсутності похибок прогнозу і не має верхньої межі

$$F^{(k)} = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^{n} \left(f_p(t) - f(t)\right)^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n} f(t)^2}} \to \min, \quad (9)$$

де $f_p(t)$ – прогнозне значення моделі;

$f(t)$– фактичний рівень часового ряду. Відповідно до практичних результатів роботи генетичного алгоритму використано критерій зупинки еволюційного процесу на основі експериментально встановленої кількості життєвих циклів $\Lambda = 800 \div 1500$.

Отримана модель прогнозування пасажиропотоків перевіряється на адекватність шляхом дослідження властивостей залишкового компонента $e_t = f_p(t) - f(t)$ на незалежність рівнів ряду залишків за критерієм Дарбіна-Уотсона, а їх випадковість і відповідність нормальному закону розподілу за критерієм узгодженості – χ^2 (“хі квадрат”) К. Пірсона [1].

Практична реалізація запропонованої процедури формування стаціонарної моделі нечітких часових рядів на основі генетичного моделювання виконано в середовищі Matlab 7.0 [10]. Як приклад, на рис. 2 наведено графік ретроспективного оцінювання роботи запропонованої моделі прогнозування на основі ex-post прогнозу кількості перевезених пасажирів за січень 2007 – листопад 2008 рр. на напрямку Харків-Київ. На рисунку 3 наведено побудовані за допомогою еволюційної динаміки ФП нечітких термів, що описують рівні часового ряду.

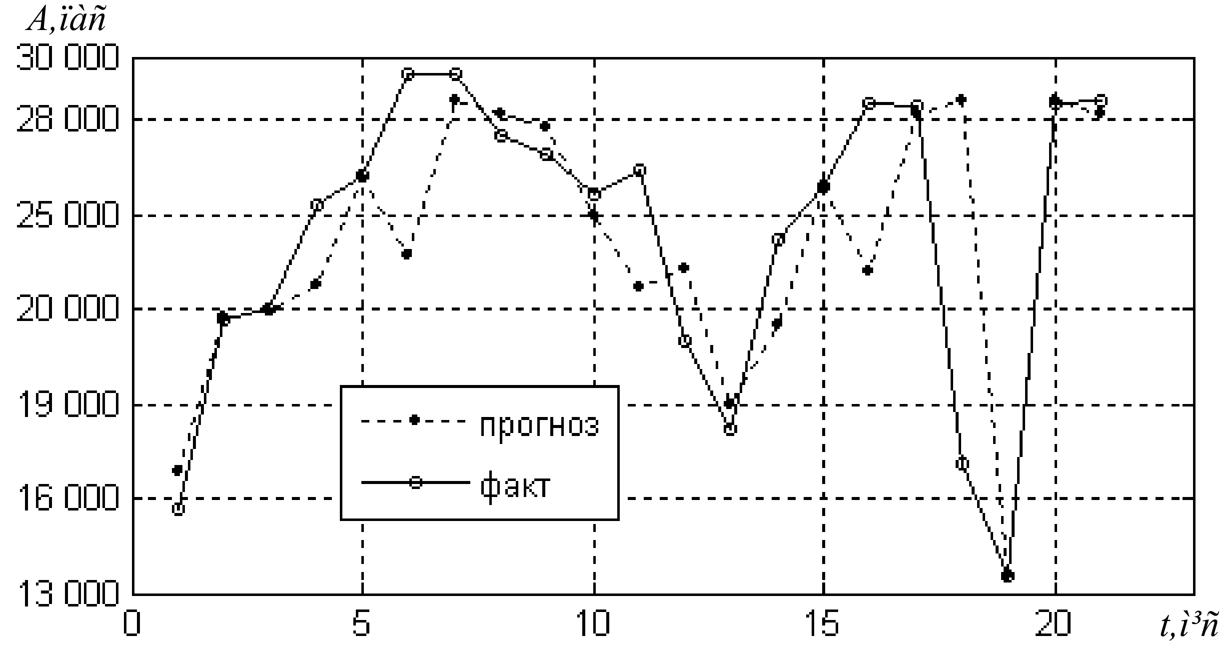

Рисунок 2 - Графік порівняння даних розрахункового прогнозу кількості перевезених пасажирів по місяцям за 2007-2008 років на напрямку Харків-Київ з фактичними результатами

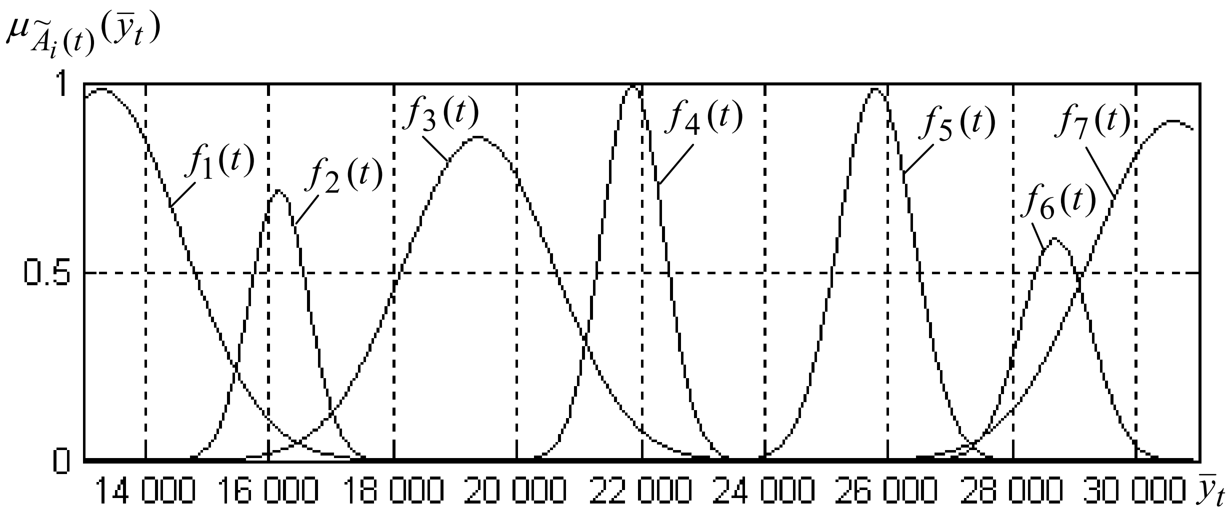

Рисунок 3 - Функції приналежності нечітких термів $f_i(t)$, $i=\overline{1,7}$, що побудовані на основі еволюційної динаміки

Висновки і перспективи подальшого розвитку даних досліджень. Слід зазначити, що запропонована модель нечіткого часового ряду з властивостями еволюційної самоорганізації для прогнозування пасажиропотоків показала високу стійкість функціонування на обмеженій вибірці даних без будь-якої попередньої обробки. Практично, модель прогнозування за рахунок врахування невизначеності нечіткого характеру забезпечує похибку не більше 4-6 %, а як статистичний показник, що характеризує довірчі інтервали прогнозу, можна використати средньоквадратичну похибку ретроспективних прогнозів.

В цілому результати моделювання адекватно описують різні стани процесу, що генерує вихідний часовий ряд, а саме: відсутність зміни, випадкове імпульсне відхилення, ступінчата зміна, зміна коефіцієнтів лінійного росту, що важливо в умовах лінгвістичного визначення тенденції збільшення або зменшення обсягів перевезень на розрахунковий період планування.

Простота побудови і використання моделі дозволяє формувати структуру моделі та одержувати прогнози пасажиропотоків по напрямкам курсування пасажирських поїздів в автоматизованому режимі. Це робить її застосування більш привабливим ніж статистичні моделі, побудова яких вимагає залучення висококваліфікованих фахівців. Запропонований підхід до реалізації функції прогнозування в межах створення систем підтримки прийняття рішень щодо виконання технічного планування пасажирськими перевезеннями дозволить розширити функціональний склад задач автоматизованих робочих місць (АРМ) працівників пасажирського господарства.

Список літератури

1. Єріна А.М. Статистичне моделювання та прогнозування: Навч. посібник. — К.: КНЕУ, 2001. — 170 с.
2. Hamilton (1994). Time Series Analysis, Princeton University Press, Princeton. New Jersey.
3. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка. – М.: Мир, 2000.
4. Hwang, J.-R., Chen, S.-M., Lee, C.-H. : Handling Forecasting problems using fuzzy time series. Fuzzy Sets and Systems 100 (1998) 217-228.
5. Song, Q., Chissom, B.S. : Fuzzy Time Series and Its Models // Fuzzy Sets and Systems, vol. 54, no. 3, 1993, pp. 269-277.
6. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования. – М.: Статистика, 1979. – 254 с.
7. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. "Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер.с польск. И.Д.Рудинского.–М.:Горячая линия – Телеком, 2004. –452 с.
8. Wright A."Genetic algorithms for real parameter optimization"// Foundations of Genetic Algorithms, V. 1. – 1991. – P. 205-218.
9. Mitchell Melanie. An Introduction to Genetic Algorithmos // A bradford Book The MIT Press. Cambridge, Massachusetts - London, England, 1999.
10. Кетков Ю., Кетков А., Шульц М. MATLAB 7 программирование, численные методы. БХВ-Петербург, 2005.

УДК 656.22:681.5.015

Долгополов П.В., к.т.н., доцент (УкрДАЗТ)
Петрушов В.В., к.т.н. (УкрДАЗТ)

ОПТИМІЗАЦІЯ ПОРОЖНІХ ВАГОНОПОТОКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МАТЕМАТИЧНОГО АПАРАТУ ЗАДАЧ НА ГРАФАХ

Постановка задачі. Задача оптимізації маршрутів слідування справних порожніх вагонів на станції їх навантаження на залізничній мережі завжди була актуальною. Проте, через дефіцит коштів на