

---

---

**ОРГАНІЗАЦІЯ ПЕРЕВЕЗЕНЬ І УПРАВЛІННЯ НА ТРАНСПОРТІ**

---

---

УДК 656.078.1

*Канд. техн. наук Д.В. Константинов,  
А.П. Адушкін*

**ЗМЕНШЕННЯ ЧАСУ ПРОСТОЮ ВАНТАЖНИХ ВАГОНІВ ЗА  
РАХУНОК УДОСКОНАЛЕННЯ СИСТЕМИ РОЗВАНТАЖУВАЛЬНИХ  
ОПЕРАЦІЙ ПО СТАНЦІЇ «С» В ЗИМОВИЙ ПЕРІОД**

*Представив д-р техн. наук, професор А.М. Котенко*

**Вступ.** Нерідко між залізничниками і їх клієнтами – вантажовідправниками і одержувачами, особливо великими, виникають різного роду суперечності, викликані різними поглядами на одні і ті самі проблеми. Залізничники борються за скорочення часу під навантаженням і розвантаженням, за прискорення обороту вагонів, оскільки потреба в них надзвичайно велика. Наші партнери, як правило, далекі від вирішення цих завдань. Їх не хвилює переплата за надмірний простій, оскільки мають достатній прибуток, що відшкодовує всі витрати.

**Актуальність теми.** Зменшення простою вагонів під вантажними операціями є однією з актуальних тем на сьогодні. За даними Укрзалізниці, аналіз користування вагонами свідчить про загрозливу тенденцію збільшення часу простою під вантажними операціями на під'їзних коліях промислових підприємств. Деякі підприємства тримають вагон до чотирьох діб. Середній час користування вагонами за 5 місяців 2011 року збільшилася на 0,43 години, або на 1,6% до відповідного періоду минулого року. Зриви вивантаження за підприємствами, які обслуговує Донецька залізниця, за 5 місяців 2011 року становлять 293911 вагонів, або 1946 вагонів у середньому за добу. Це на 4329 вагонів більше, ніж за відповідний

період минулого року. За підприємствами, які підпорядковані Міністерству промислової політики, зриви вивантаження за січень-травень склали 119696 вагонів, у середньому за добу – 793.

Практично всі підприємства Державного металургійного комплексу (ДМК) не виконують технологічні норми на вантажні операції, встановлені єдиними технологічними процесами роботи під'їзних колій і станцій примикання. Наприклад, у травні найгірша ситуація з використанням рухомого складу на комбінаті ім. Ілліча: при нормі 29,2 години, вагон простоює 55,71 години; "Авдіївський коксохімзавод" – 8 годин (норма) проти 36,15 години (фактично); "Донецьксталь" – 24 і 47,04; "Азовсталь" – 19, 2 і 55,59; "Єнакіївський коксохімпром" – 11,47 і 38,17 відповідно.

Причини, що призвели до такого простою, різні. По-перше, це застаріла технічна інфраструктура підприємств, на яких роками не здійснюється технічне переозброєння. По-друге, стримуючим чинником є недосконалі технологія визначення якості продукції – аналізи її здійснюються після завантаження у вагони. В той же час, поряд з об'єктивними причинами є й суб'єктивні фактори затримки вагонів у зоні відповідальності вугільних підприємств. Багато вугільників економлять на зберіганні вантажів,

## Організація перевезень і управління на транспорті

використовуючи рухомий склад як складські приміщення. Така ситуація провокує прямі фінансові втрати Укрзалізниці.

**Постановка задачі.** На станцію «С» прибуває вугілля, яке вивантажується на під'їзній колії. В зимовий час на під'їзній колії з вагонами з вугіллям виконується операція розморожування. Ця операція виконується від 2 до 3 годин виходячи з

режимної карти розморожування вагонів (рис.1).

Проаналізувавши динаміку прибуття вугілля на під'їзну колію, це видно з гістограми (рис. 2), доцільно буде з метою зменшення простою вагонів та економії локомотиво-годин вдосконалити технологію розподілу вагонів під операцією розморожування.

Зовнішня температура повітря	Час розморожування
до $-15^{\circ}\text{C}$	2 год
до $-25^{\circ}\text{C}$ і нижче	3 год і більше

Рис. 1. Режимна карта розморожування вагонів

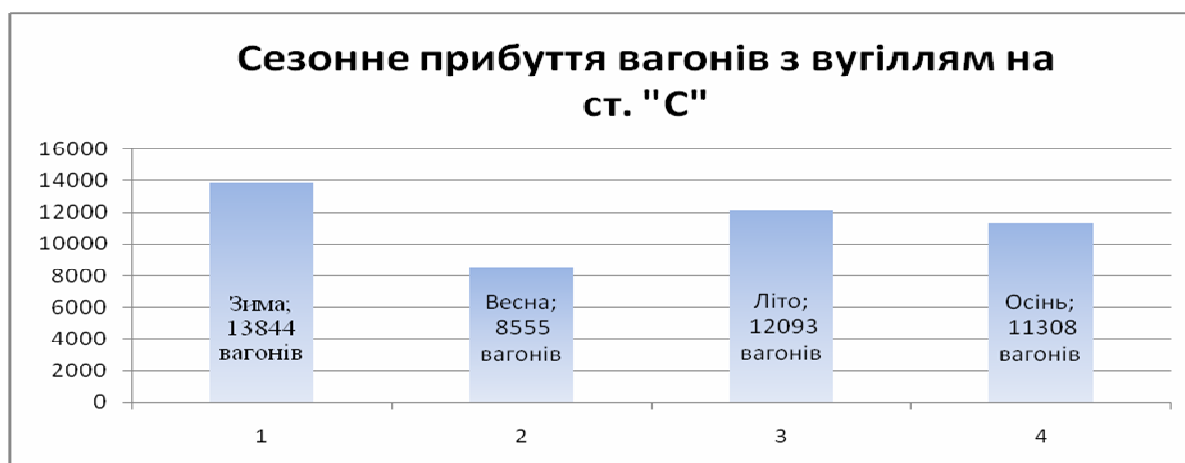


Рис. 2. Сезонне прибуття вагонів з вугіллям на станцію «С»

**Шляхи вирішення задачі.** Процес надходження вантажних вагонів на під'їзну колію характеризується значною добовою нерівномірністю, а також погодинною нерівномірністю в межах доби. Організація процесу розподілу вантажних вагонів під вантажні операції на сучасному етапі здійснюється на основі застарілих методів управління і не враховує існуючого коливання розмірів вантажопотоків. Це потребує впровадження нових гнучких технологій в організацію процесу обробки вантажних вагонів на під'їзних коліях, що засновані на принципах адаптації та

раціоналізації використання рухомого складу в умовах дефіциту.

В умовах розвитку інтелектуальних технологій вирішення оперативних завдань управління потребує формування та впровадження системи підтримки прийняття рішень (СППР) оперативного персоналу стосовно задачі оптимізації роботи на основі раціонального використання нових та існуючих транспортних ресурсів.

Реалізація СППР безпосередньо має бути заснована на розробленні та впровадженні нової системи прогнозування

надходження вагонів на під'їзну колію, що здійснюється на основі стратегії управління за віддаленим горизонтом [9]. Використання стратегії дає змогу реалізації прогнозування на встановлений період, з можливістю подальшого розроблення та здійснення оптимальних регулювальних заходів щодо розподілу вантажних вагонів під вантажні операції. Тому, враховуючи нерівномірність процесу надходження вантажних вагонів на під'їзну колію, період прогнозування, з метою збереження точності результатів, має бути незначний, строком до 24 годин.

З урахуванням усіх зазначених умов реалізація системи прогнозування має бути побудована на методиці, що враховує нечіткість вхідної інформації і має можливість швидкої адаптації в короткотермінові строки до змін умов у визначений період планування.

Враховуючи складність розв'язання поставленої задачі, необхідним є аналіз можливостей нових інформаційних технологій у сфері "Soft Computing" [1] і реалізація на їх основі гібридних систем прогнозування [9]. Реалізація цих систем передбачає застосування методики здобуття знань з експериментальних даних на основі нечітко-нейро-генетичного моделювання. Використання генетичних обчислень дозволяє спроектувати базу правил на основі нечіткого висновку, яка являє собою ядро прогнозуючої системи, з подальшим поданням її у вигляді графа нейро-нечіткої мережі, що має можливість тонкої настройки змінних параметрів, тобто механізм навчання.

Задача прогнозування в загальному вигляді зводиться до оцінки майбутніх значень впорядкованих у часі даних на основі аналізу та виявлення складних залежностей у вже існуючих даних. Вихідною інформацією для проведення прогнозування є тимчасовий ряд, що складається з  $d$  значень ряду в послідовні моменти часу:

$$\mathbf{X}_{t-d} = (X_{t-1}, \mathbf{K}, X_{t-d}), \quad (1)$$

де  $d$  – глибина занурення.

Для проведення прогнозування необхідно трансформувати вихідні дані до змінного вікна [9]. Дана методика припускає використання двох вікон  $\mathbf{W}_d$  і  $\mathbf{W}_q$  з фіксованими розмірами  $d$  та  $q$ , що переміщуються з одинарним кроком по тимчасовій послідовності історичних даних, починаючи з першого елемента. Виникаюча на кожному кроці пара

$$\mathbf{W}_d \rightarrow \mathbf{W}_q \quad (2)$$

використовується як елемент навчальної вибірки виду "вхід-вихід"  $\langle \bar{\mathbf{X}}_r, \bar{\mathbf{y}}_r \rangle$ ,  $r = \overline{1, M}$ , де  $\bar{\mathbf{X}}_r = \{x_i^r\}, i = \overline{1, n}$  – вхідний вектор у парі  $r$  та відповідний вихід  $\bar{\mathbf{y}}_r$ .

Розглянемо прогнозування тимчасового ряду як задачу апроксимації невідомої функції багатьох змінних:

$$y_{t+1} = f(\mathbf{X}_t, \mathbf{X}_{t-d}), \quad (3)$$

що засновано на деяких експериментальних даних  $\langle \bar{\mathbf{X}}_r, \bar{\mathbf{y}}_r \rangle$ , які задані історією даного тимчасового ряду та приведені до змінного вікна.

Для визначення глибини занурення в роботі проведено аналіз тимчасової послідовності даних про кількість прибулих вагонів на під'їзну колію та встановлено наявність добової періодичності. Відповідно до проведених досліджень з метою зменшення розмірності моделі прогнозування була прийнята структура математичної моделі, що має п'ять входів  $x_i, i = \overline{1, 5}$ , на які подаються попередні значення тимчасового ряду в момент часу  $t, t-1, t-2, t-6, t-7$  відповідно,

та один вихід  $\tilde{y}$ , який представляє задачу визначення значення ряду в момент  $t + 1$ .

З метою пристосування моделі до нечіткості вхідної інформації застосовується теорія нечітких множин, яка передбачає подання кількісних значень параметрів моделі у вигляді лінгвістичних змінних [2,3,9], які оцінюються нечіткими термами. Внаслідок цього, втрачається точність вхідних даних, проте виникає можливість пристосування до невизначених умов, що наявні в задачі прогнозування вантажопотоку. Виходячи з цього, формування моделі прогнозування припускає завдання вхідних змінних  $x_i$  ( $i = \overline{1, d}$ ) у вигляді лінгвістичних змінних  $N_i$ , що задані на універсальній множині  $X_i$ . Для оцінки лінгвістичних змінних використовуються якісні терми  $T_i^p$ ,  $p = \overline{1, l}$  із наступної терм-множини  $T_i$ ,  $T_i^p \in T_i$ , де кожен терм  $T_i^p$  описується нечіткою множиною

$$\tilde{C}_j^p = \{ \langle \mu_{\tilde{C}_j^p}(x_i) / x_i \rangle \}, \quad x_i \in X_i, \quad \text{де}$$

$\mu_{\tilde{C}_i^p} : X_i \rightarrow [0,1]$  – функція приналежності, що набуває значення в інтервалі  $[0,1]$  та  $x_i \in X_i, \tilde{C}_i^p \subset X_i$ . Представлення функції належності  $\mu_{\tilde{C}_i^p}$  базується на дотриманні умови нормальності:

$$\sup_{x_i \in X_i} \mu_{\tilde{C}_i^p}(x_i) = 1. \quad (4)$$

Розглянемо ряд додаткових умов, яким повинна відповідати терм-множина  $T_i$  обраної лінгвістичної змінної  $N_i$ . Припустимо, що  $C_i$  – носій нечіткої множини  $\tilde{C}_i^p$  та  $X \subseteq R_1$ , де  $R_1$  – дійсна вісь. Упорядкуємо множину  $T$  відповідно до [2] за виразом:

$$(\forall T_i \in T)(\forall T_j \in T)(i > j \leftrightarrow (\exists x \in C_i)(\forall y \in C_j)(x > y)). \quad (5)$$

Відповідно до розглянутих вимог та обмежень, представимо входи моделі як лінгвістичні змінні, значення яких визначаються на єдиній шкалі з п'яти термів для всіх  $x_i$ ,  $i = \overline{1, 5}$ : Н – низький, НС – нижчий за середнє, С – середній, ВС – вищий за середнє, В – високий [9].

На основі неперервності множини базових значень вхідних змінних використано функціональний метод визначення форми представлення нечітких термів [3,9]. Для відображення функцій приналежності (ФП) термів вхідних змінних у функціональній формі була обрана крива Гауса, що має такий аналітичний запис:

$$\mu_{\tilde{C}_i^p} = \exp[(x_i - b_i^p / \sigma_i^p)], \quad (6)$$

де вектор  $x_i$  – елемент універсальної множини; параметри  $b_i^p$  та  $\sigma_i^p$  – параметри настройки, що дозволяють змінювати положення і структуру нечітких множин:  $b_i^p$  – координата максимуму функції;  $\sigma_i^p$  – коефіцієнт концентрації функції [9].

Реалізація моделювання на основі нечітких баз знань здійснюється через нечіткий логічний висновок за алгоритмом Такагі-Сугено [3,9]. Структура взаємозв'язку між вхідними і вихідною змінними в такому алгоритмі описується правилами  $r^k$ ,  $k = \overline{1, N}$ , які нечіткі тільки в частині умови (анцедент), тоді як висновок являє чітку лінійну функцію від входів. Множина правил являє собою нечітку базу

правил  $R$ , в якій нечітке правило  $r^k$  для змінних  $x_i$  можна зобразити як логічну комбінацію у такому вигляді:

$$r^k : \text{ЯКЩО } x_1 \in F_1^k(x_1) \text{ та...та } x_n \in F_n^k(x_n),$$

$$\text{ТО } y^k = p_0^k + p_1^k x_1 + \dots + p_n^k x_n, \quad (7)$$

де  $F_i^k$  – нечіткий терм із ФП  $\mu_{\tilde{C}_i^k}^k(x_i), (k = \overline{1, N}, i = \overline{1, n})$ ;

$y^k$  – вихід кожного правила, що представлений як поліном першого порядку з коефіцієнтами  $p_1^k, \dots, p_n^k$  та вільною складовою  $p_0^k$ ;  $w^k \in [0,1]$  – вага правила, що характеризує ступінь впевненості у кожному  $k$  – му правилі бази знань; "та" – операція логічного зв'язування.

Для всіх вхідних змінних  $x_i$  виконується операція введення нечіткості на основі визначення фактичних значень функцій належності  $\mu_{\tilde{C}_i^k}^k(x_i)$  по кожному з

лінгвістичних термів  $F_i^k$  для представлення ступеня істинності передумови  $x_n \in F_n^k(x_n)$  кожного правила.

Таким чином, для вхідного вектора  $\bar{x} = [x_{1,k}, \dots, x_{n,k}]^T$  виходом  $y(\bar{x})$  нечіткої системи є зважене середнє від

$$y(\bar{x}) = \sum_{k=1}^N \zeta^k \tilde{y}^k = \sum_{k=1}^N \zeta^k (p_0^k + p_1^k x_1 + \dots + p_n^k x_n). \quad (10)$$

Співвідношення виразів (9)-(11) [9] визначають нечітку модель прогнозування пасажиропотоків. Побудова її дає можливість подання нечіткого логічного висновку моделі у вигляді нейроподібної

розрахованих значень вихідних змінних кожного правила  $\tilde{y}^k$ :

$$y(\bar{x}) = \frac{\sum_{k=1}^N \tau^k \tilde{y}^k}{\sum_{k=1}^N \tau^k}, \quad (8)$$

де  $\tilde{y}^k$  розраховується за виразом  $\tilde{y}^k = p_0^k + p_1^k x_1 + \dots + p_n^k x_n$ , в якому значення вхідних змінних  $x_i$  підставляються до етапу введення нечіткості, а вага  $\tau^k$  представляє узагальнену величину істинності при застосуванні до входу правила  $r^k, k = \overline{1, N}$  і обчислюється на основі використання оператора розрахунку алгебраїчного добутку за виразом

$$\tau^k = w^k \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^k}(x_i). \quad (9)$$

Позначимо через  $\zeta^k = \tau^k / \sum_{k=1}^N \tau^k$

відносний ступінь виконання висновку  $k$ -го правила для вхідного вектора  $\bar{x}$ . Тоді (9) можна переписати у вигляді

структури, що називається адаптивною нейро-нечіткою системою висновків (*adaptive network based Fuzzy Inference System, ANFIS*) [4] (рис. 3).

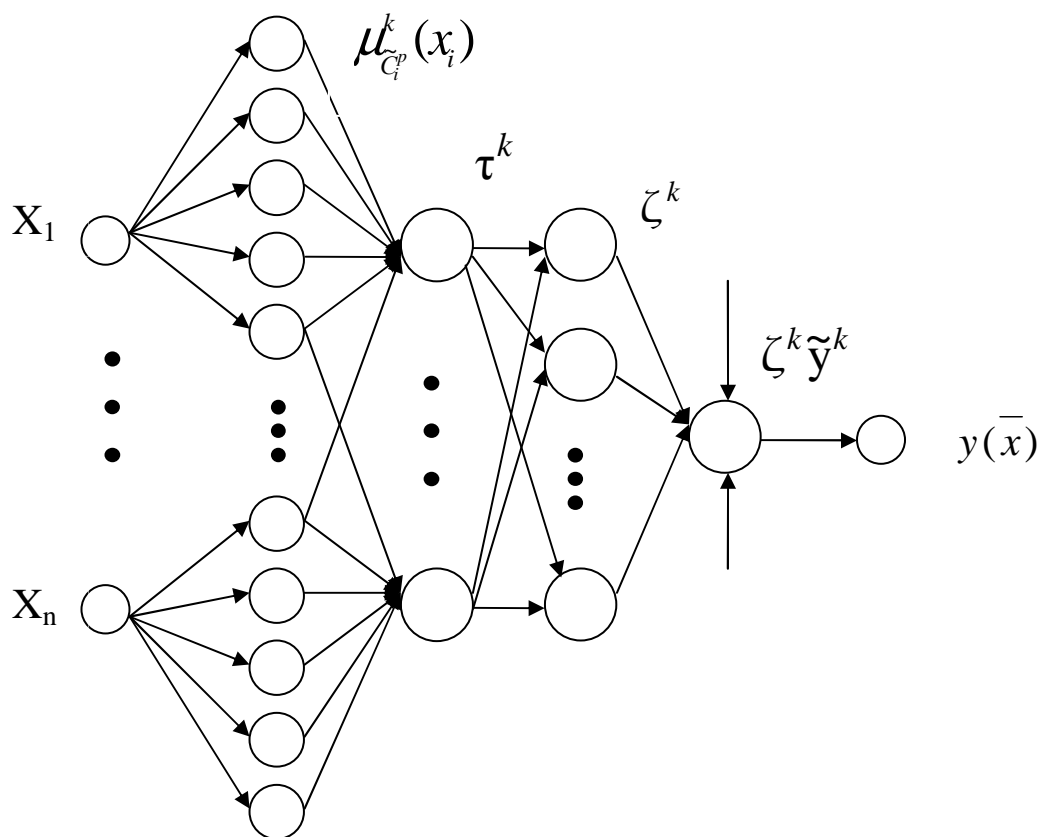


Рис. 3. Нейроструктурна схема гібридної системи ANFIS

Для генерування та уточнення нечітких правил нейро-нечіткої мережі на основі спеціальних навчальних методик доцільним є використання сучасних моделей генетичних алгоритмів.

З метою підвищення швидкості і точності знаходження відповідних рішень поставленої задачі доцільним є використання генетичного алгоритму з дійсним кодуванням (англ.: *Real-coded Genetic Algorithm*, RGA) [9,5], в якому вирішення поставленої задачі передбачає подання набору параметрів моделі у вигляді хромосоми фіксованої довжини  $C_h$ , що складається з трьох частин:

$$C_h = (C^1 C^2 C^3), \quad (11)$$

де  $h = \overline{1, K}$  – номер хромосоми  $C$ .

Перша частина хромосоми представлена генами, які визначаються параметрами ФП:

$$C^1 = (b_{11}^p, c_{11}^p, \dots, b_{n_l n}^p, c_{n_l n}^p), \quad (12)$$

де  $l_i$  – кількість термів-оцінок вхідної змінної  $x_i$ ,  $l_1 + l_2 + \dots + l_n = q$ ,  $i = \overline{1, n}$ ;  $q$  – загальна кількість термів.

На можливі значення параметрів ФП покладено обмеження відповідно до допустимого відхилення  $\pm \Delta b$ ,  $\pm \Delta c$ , що дозволяє знайти оптимальну форму і положення функцій належності на граничному інтервалі, враховуючи недопустимість зміни позиції в умовах кожного правила.

Друга частина хромосоми реалізує гени, що визначають коефіцієнти висновків відповідних правил:

$$C^2 = (p_0^k, p_1^k, \dots, p_n^k), k = \overline{1, N}. \quad (13)$$

Остання частина хромосоми реалізує гени, що визначають структуру анцеденту кожного правила:

$$C^3 = (1, 2, \dots, q), q = \overline{1, L}. \quad (14)$$

$$FF(Ch_j) = \frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - y_r^f)^2 \rightarrow \min, \quad (15)$$

де  $y_r$  – вихідний вектор навчальної вибірки,  $y_r^f$  – результат виводу нечіткої моделі прогнозування при значенні входів із  $r$ -го рядка вибірки  $\langle \bar{X}_r, \bar{y}_r \rangle$ .

Для виконання операції схрещування та мутації запропоновано використовувати кросовер  $BLX-\alpha$  з параметром  $\alpha = 0,5$  [7,9] та нерівномірну мутацію Михалевича [8,9].

Алгоритм формування моделі прогнозування розділений на дві фази: фаза навчання на основі самоорганізації, що дозволяє за допомогою RGA визначити структуру нейроподібної моделі, знайшовши рішення достатньо близьке до оптимального, та фаза навчання з вчителем, що потім розглядає знайдене рішення як відправний крок для проведення "тонкої" настройки змінних параметрів моделі, за класичними методами навчання нейро – нечіткої мережі [3,4].

Для отримання комплексної моделі прогнозування, що дозволяє враховувати послідовність інтервалів доби у періоді

Умова зміни положення елементів терм-множини в анцеденті правил виконується прямим способом (номер позиції в умові правила завжди відповідає номеру ФП), що дозволяє використовувати кожний терм у різних можливих позиціях анцеденту правил.

Для оптимізації структури заданою мірою якості є функція пристосованості, що забезпечує мінімальне відхилення між теоретичними і експериментальними результатами моделювання на навчальній вибірці (MSE):

прогнозування відповідно вибраному типу доби та сезону, використано орієнтований граф  $G = (X, F)$ , зображений на рис. 4. Вершини графа – це запропоновані нейро – нечіткі моделі прогнозування, що навчені на вибірці даних окремого інтервалу доби відповідного типу дня тижня та сезону року, тобто:  $F_{1.1}$   $F_{1.2}$  – моделі, що відповідають нічному інтервалу,  $F_{1.1}$  – відповідно від 0-00 до 3-00,  $F_{1.2}$  – від 3-00 до 6-00;  $F_{2.1}$   $F_{2.2}$  – моделі, що відповідають ранковому інтервалу за відповідні періоди з 6-00 до 9-00, та з 9-00 до 12-00;  $F_3$  – модель дня в період від 12-00 до 15-00;  $F_{4.1}$   $F_{4.2}$  – моделі вечірнього інтервалу доби відповідно за періоди з 15-00 до 18-00 та з 18-00 до 21-00;  $F_5$  – модель переднічного періоду з 21-00 до 00-00.

В режимі запиту до користувача алгоритм визначає початковий період доби прогнозування та пропонує кроки формування структури загальної моделі прогнозування (рис. 5) відповідно до графа  $G = (X, F)$  (ставить мету до 5 кроків).

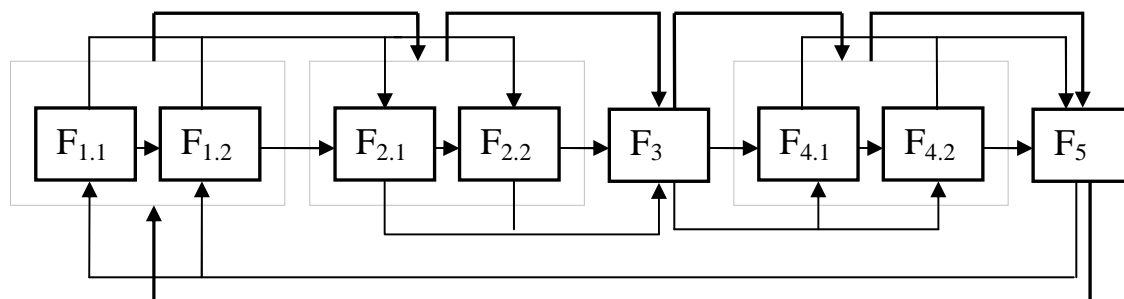


Рис. 4. Орієнтований граф  $G = (X, F)$  формування послідовності моделей відповідних періодів прогнозування

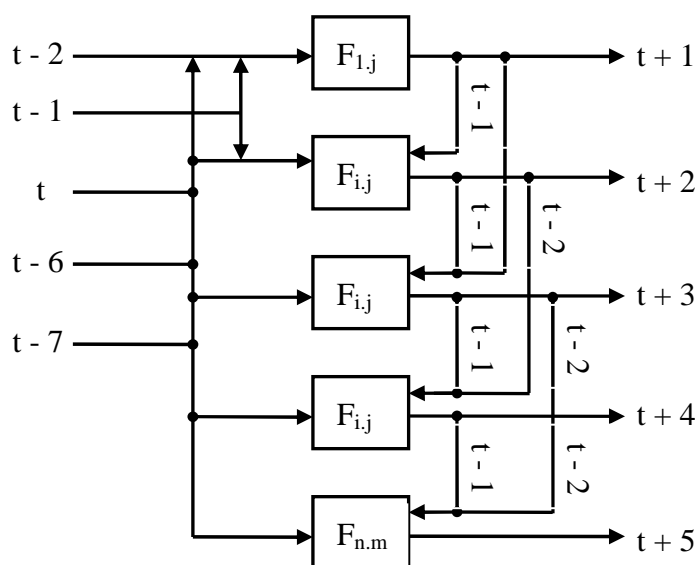


Рис. 5. Загальна структура моделі прогнозування

У результаті комплексного застосування запропонованої методики прогнозування в системі підтримки прийняття рішень оперативного персоналу стосовно раціоналізації та ефективності використання рухомого складу стає можливим отримання своєчасних і більш точних рішень.

Досягти зменшення часу простою вантажного вагона на місцях незагального користування можливо за рахунок вдосконалення технології розморожування вагонів за допомогою новітніх вагонорозморожувальних установок на базі газових інфрачервоних випромінювачів. На установці можна обробити вагони з

вугіллям, рудою, глиною або піском. Бічний обігрів здійснюється потужними газовими інфрачервоними випромінювачами, які розташовуються в металевих шафах, інфрачервоне випромінювання передається безпосередньо на металеві стінки вагона й не витрачається на нагрівання навколишнього повітря. Для обігріву підлоги вагона використовуються потужні низові пальники. Стандартна комбінація для бічного обігріву складається з трьох газових інфрачервоних випромінювачів. Випромінювачі розташовуються один над іншим у нагрівальній шафі. Для обігріву вагона, що має стандартну довжину 12,6 м по буферу,



потрібно по обидва боки по 6 нагрівальних шаф. Для обігріву вагона знизу на спеціальних опорних рамах передбачені газові пальники. Для стандартного вагона потрібно 8 низових пальників. Висота газового пальника така, що можна використовувати пряму бетонну шпалу при висоті рейки 150 мм. Для самих вагонів у процесі нагрівання з умов безпеки за допомогою оптичних приладів здійснюється контроль над температурою на їхніх бічних стінках. Температура бічних стінок не повинна перевищувати +80 °С. Якщо температура перевищує це значення, то вимикається відповідний блок. Завдяки контролю над температурою виключається перегрів вагона. Система розморожування складається з окремих незалежних систем нагрівання: верхнього, бічного й нижнього. Крім того, до складу устаткування входить газорегуляторна установка, система подачі повітря, елементи контролю положення складу відносно газових пальників, пульт з автоматичною системою керування процесом розморожування. У системі верхнього нагрівання використовуються пальники світлого спектра випромінювання із примусовою подачею повітря для виключення впливу на технологічний процес зовнішніх факторів (вітрового підпору, наявності протягів при відсутності торцевих огорожень «тепляка» й продуктів згоряння інших пальників). Пальники верхнього нагрівання монтується на рухомій рамі, яка служить також вітровідводом. У системі нижнього нагрівання використовуються пальники темного спектра. При цьому випромінююча труба має довжину не більше п'яти м. Продукти згоряння в цьому випадку мають досить високу температуру й беруть участь

у процесі розморожування. Система бічного нагрівання складається з верхнього й нижнього рівня з газовими інфрачервоними пальниками світлого спектра. При розморожуванні вантажів з високою питомою вагою працюють пальники тільки нижнього рівня, а також система верхнього й нижнього нагрівання. При розморожуванні вугілля працюють обидва рівні пальників бічного нагрівання й нижні пальники. Продукти згоряння видаляються через спеціальні димохідні канали «тепляка».

В результаті така установка економить до 1,5 години часу простою вагонів під розморожуванням. Також не слід забувати, що ця установка та інші установки такого типу економлять енерговитрати на розморожування в 3-5 разів залежно від ступеня розморожування.

**Висновок.** У результаті комплексного застосування запропонованої методики прогнозування підходу вантажних вагонів з експлуатацією нової установки на базі газового інфрачервоного випромінювача в системі підтримки прийняття рішень оперативного персоналу стосовно раціоналізації та ефективності використання рухомого складу стає можливим отримання своєчасних і більш точних рішень щодо раціонального розподілу енергоресурсів обігрівальної установки та вантажних вагонів під вантажними операціями. Це дозволить оперативно реагувати і формувати управляючі дії на перевізний процес, розробити найбільш ефективну та раціональну технологію обробки вагонів на під'їзній колії, удосконалити графік прибуття поїздів на основі принципів логістики.

### *Список літератури*

1. Zadeh L.A., "Fuzzy logic and soft computing: Issues, contentions and perspectives, " in Proc. IJZUKA'94: 3rd Int. Conf. Fuzzy Logic, Neural Nets and Soft Computing, Iizuka, Japan, 1994, pp. 1–2.

2. Заде, Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. [Текст] / Л. Заде. – М.: Мир, 1976. – 162 с.
3. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст] / Д. Рутковская, М. Пилинский, Л. Рутковский : пер.с польск. И.Д.Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 452 с.
4. Бутько, Т.В. Застосування нейро-нечіткого моделювання в системах підтримки прийняття рішень для оперативного корегування поїздоутворення пасажирських составів [Текст] / Т.В. Бутько, А.В. Прохорченко // Восточно-европейский журнал передовых технологий. – Харьков, 2006. – Вип.1/2(19). – С. 32-36.
5. Wright A. Genetic algorithms for real parameter optimization [Text] // Foundations of Genetic Algorithms, V. 1. – 1991. – P. 205-218.
6. Cord´on, O. Herrera, F. A two-stage evolutionary process for designing TSK fuzzy rule-based systems, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part B: Cybernetics 29:6 (1999) 703–715.
7. Eshelman LJ, Schaffer JD Real-coded genetic algorithms and interval-schemata. In: Foundations of genetic algorithms 2, Whitley LD (ed) Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA, pp 187–202 (1993).
8. Michalewicz Z. "Genetic Algorithms, Numerical Optimization and Constraints, Proceedings of the 6th International Conference on Genetic Algorithms", Pittsburgh, July 15-19, 1995. - P. 151-158.
9. Бутько, Т.В., Удосконалення системи оперативного прогнозування пасажирських потоків на основі використання інтелектуальних технологій [Текст] / Т.В. Бутько, А.В. Прохорченко // Зб. наук. праць. – Харків: УкрДАЗТ, 2007. – Вип.85. – С. 161-171.
10. Концепція Державної програми реформування залізничного транспорту від 27 грудня 2006 р. N 651-р. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.uz.gov.ua/>
11. Единые нормы выработки и времени на вагонные, автотранспортные и складские погрузочно-разгрузочные работы [Текст]. – М.: Транспорт, 1989.
12. Правила перевезення і тарифи залізничного транспорту України. Збірник №5 [Текст]. – К.: Укрзалізниця, 2001. – 76 с.

**Ключові слова:** розморожування вагонів, простій, інфрачервоні випромінювачі, нейро-генетичне моделювання.

### *Анотації*

Проаналізовано сезонне прибуття вагонів з вугіллям на під'їзну колію. Запропоновано удосконалення системи прогнозування вагонопотоків в умовах впровадження нового устаткування для розморожування вагонів, що суттєво зменшить простій вагона під однією вантажною операцією.

Проанализировано сезонное прибытие вагонов с углем на подъездной путь. Предложено усовершенствование системы, прогнозирования вагонопотоков в условиях внедрения нового оборудования для разморозки вагонов, которое существенно уменьшит простой вагона под одной грузовой операцией.

Having analyzed seasonal arrival of wagons with coal forecasting with a new driveway. Invited to the improvement of the technology of defrosting carriages, which substantially reduces the simple the car under one cargo operation.