

УДК 656.11(045)

¹В. М. Синєглазов, д-р техн. наук, проф.,
²І. В. Гусятнікова

АДАПТИВНИЙ АЛГОРИТМ КЕРУВАННЯ ДОРОЖНІМ РУХОМ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Інститут аерокосмічних систем управління НАУ, e-mail: ¹svm@edu.nau.ua,
²iryna.husiatnikova@ukr.net

Розглянуто проблему організації дорожнього руху на основі адаптивного керування світлофором на стандартному перехресті з використанням нейронних мереж. Експериментальні дані показали доцільність використання нейронних мереж в оптимізації дорожнього руху для зменшення заторів та затримки транспорту.

Ключові слова: дорожній рух, адаптивне керування світлофором, нейронні мережі, оптимізація дорожнього руху.

Вступ. Однією з нагальних проблем сьогодення є організація дорожнього руху. Невирішення цієї проблеми є причиною заторів на дорогах міста, зниження безпеки дорожнього руху, затримки транспорту на 15–30 %. Є два методи вирішення цієї проблеми: реконструкція вуличної дорожньої мережі, розроблення та впровадження ефективних методів керування дорожнім рухом.

У роботі розглянуто другий метод – керування дорожнім рухом, що є важливим як для мереж автомагістралей, так і для міських дорожніх мереж. Наприклад, моделі дорожнього руху потрібні для планування руху, установлення світлофора, проектування он-лайн керування та для системи керування рухом.

Бажаним було б гнучке керування в реальному масштабі часу на оперативному рівні, але, на жаль, розрахунок керувальних впливів таких режимів досі залишається дуже складною математичною задачею. Складність її реалізації зумовлюється великими розмірностями вихідних даних, а також нелінійністю і стохастичним характером зв'язків, що виникають у разі спроби оптимізувати керування. Підвищення якості керування дорожнім рухом можна досягти за рахунок розроблення гнучких алгоритмів керування, що мають більший ступінь адаптації автоматизованої системи керування дорожнім рухом (АСКДР) до випадкових змін характеристик транспортних потоків.

Адаптивне (гнучке) керування на локальному перехресті – здійснюється дорожнім контролером, до якого підключені детектори транспорту, що вимірюють параметри транспортних потоків на підходах до перехрестя. Тривалість основних тактів світлофорного циклу у разі застосування цього способу є змінною і залежить від параметрів транспортних потоків.

Ураховуючи особливості об'єкта керування та вимог до системи керування у цій роботі пропонується розглянути систему адаптивного керування перехрестям на основі технології нейронних мереж, яка знайшла широке практичне застосування під час проектування такого роду систем.

Постановка завдання. Необхідно вказати топологію перехрестя, фази руху для спрощеної моделі, розробити алгоритм адаптивного керування на перехресті.

Розглянемо топологію перехрестя з чотирьох напрямів L_1, L_2, L_3 і L_4 , рух кожного з яких регулюється світлофорами T_1, T_2, T_3 і T_4 відповідно (рис. 1).

Нехай $t_0, t_2, t_4, \dots$ буде послідовністю моментів часу, в які світлофори T_1 і T_3 переключаються з жовтого на червоний, а T_2 і T_4 – червоного на зелений. У свою чергу, $t_1, t_3, t_5, \dots$ – послідовність моментів часу, в які світлофори T_1 і T_3 переключаються з червоного на зелений, а T_2 и T_4 – з жовтого на червоний. Схему переключення наведено в табл. 1 й зображено на рис. 1 [1].

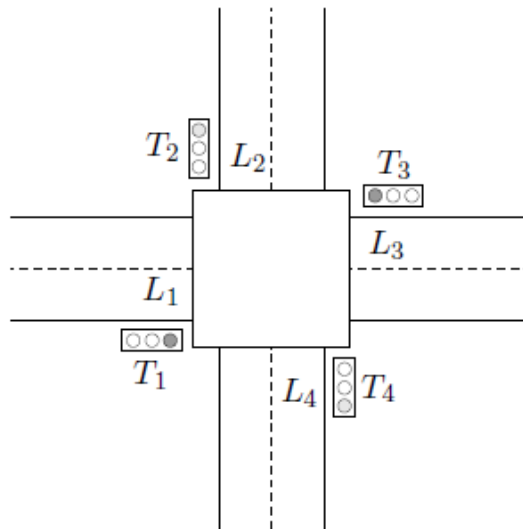


Рис. 1. Топологія перехрестя: $\lambda_i(t)$ – швидкість прибуття автомобілів на напрямі L_i , де $i = 1, 2, 3, 4$;

$\mu_i(t)$ – швидкість відбуття автомобілів за зеленої фази світлофора T_i на напрямі L_i , де $i = 1, 2, 3, 4$;

$k_i(t)$ – швидкість відбуття автомобілів за жовтої фази світлофора T_i на напрямі L_i , де $i = 1, 2, 3, 4$;

$$\lambda_i(t), \mu_i(t), k_i(t) \geq 0, \text{ для всіх } i \text{ та } t; \delta_a - \text{тривалість жовтого сигналу}$$

Передбачається, що ця величина фіксована і постійна для всіх світлофорів.

Таблиця 1

Послідовність світлових фаз

Періоди	T_1	T_2	T_3	T_4
$(t_0, t_1 - \delta_a)$	Червоний	Зелений	Червоний	Зелений
$(t_1 - \delta_a, t_1)$	Червоний	Червоний	Червоний	Червоний
$(t_1, t_2 - \delta_a)$	Зелений	Червоний	Зелений	Червоний
$(t_2 - \delta_a, t_2)$	Червоний	Червоний	Червоний	Червоний
$(t_2, t_3 - \delta_a)$	Червоний	Зелений	Червоний	Зелений
$(t_3 - \delta_a, t_3)$	Червоний	Червоний	Червоний	Червоний

Огляд наявних методів. Особливе місце в класі «мікромодель» займають моделі типу «клітинних автоматів» (Cellular Automata), що набули широкого розвитку в останні роки. У цих моделях використовується надзвичайно спрощений дискретний у часі і просторі опис руху автомобілів, за рахунок чого досягається висока обчислювальна ефективність [2].

Технологію керування світлофорним регулюванням на перехресті можна здійснювати за фазами і сигнальними групами (окремими напрямками руху). Почергове надання права на рух передбачає періодичність або циклічність роботи світлофорного об'єкта.

Керування за фазами є відносно простим методом оптимізації дорожнього руху на перехресті. Протягом однієї фази тривалість основних тактів на всіх напрямках однакова. Тривалість основного такту в кожному напрямі залежить від інтенсивності руху на цьому напрямі, тому тривалість основного такту в циклі регулювання, як правило, визначає найбільш завантажений напрям. Це призводить до того, що на інших напрямках існує надлишок зеленого сигналу, що небажано.

Пофазне регулювання передбачає роз'їзд транспортних засобів, який забезпечує розподіл конфліктуючих потоків. Вибір між регулюванням за фазами або за сигнальними групами натеper здійснюється чисто інтуїтивно і може бути перевірений лише під час проведення експериментів, оскільки чітких критеріїв вибору не існує.

Звичайна система керування світлофорами включає: керування за фіксованим часом, керування за істинним часом, активізоване керування дорожнього руху, керування за «зеленою хвилиною», місцевий статичний контроль, місцевий динамічний контроль. Проте немає систем з адаптивними характеристиками. Деякі методи з використанням штучного інтелекту, такі як нечітка логіка, нейронні мережі, еволюційні алгоритми і зміцнювальне навчання, були запропоновані для адаптованого налаштування довжини циклу і розподілу, успіх в оптимізації розподілу інтервалів часу і швидкість збіжності досі обмежені. Довжина циклу і розподіл можна визначити, використовуючи нечіткі методи керування, і тому можна скоротити чергу та сумарну затримку дорожнього руху. Однак більшість досліджень роботи і керування ізольованим перетином була реалізована за допомогою нечіткого методу керування. Є багато факторів взаємодії і тому важко описати повну систему, використовуючи певні якісні знання. Це і є обмеження нечітких методів керування. Ефект від використання штучних нейронних мереж залежить від їх узагальнювальних здібностей. Тому приклади мають бути ергодичними і процес вивчення збігатись до глобальної оптимальної точки, фактично задовольняючи всі умови у реальному використанні. Еволюційні алгоритми, такі як генетичний алгоритм, мураховий алгоритм і частинна множинна оптимізація належать до біоміметичних методів глобальної оптимізації. Для того щоб задовольнити вимоги до оптимізації за часом і швидкістю збіжності для керування дорожнім рухом – у місті використовують інтелектуальний метод керування, який ґрунтується на нейронних мережах. Запропонований метод подовжених нейронних мереж (ПНМ) має переваги, а саме: менший час на навчання, вищу точність і менше поглинання пам'яті [3].

Отже, поставлене завдання зводиться до структурно-параметричного синтезу нейронної мережі, а саме до вирішення завдання навчання нейронної мережі.

Стан дорожнього руху характеризується динамічними параметрами транспортного потоку та іншими умовами, оптимізація яких за допомогою засобів і систем автоматизації полягає в розрахунку й реалізації керувальних програм, що підвищують якість процесу руху на конкретних ділянках дорожньої мережі в задані періоди часу. При цьому виконується пошук оптимуму, виходячи з вибраних критеріїв [12].

Залежно від призначення АСКДР мають відповідні критерії керування. Основні з них наведено в табл. 2.

Таблиця 2

Умовна класифікація АСКДР та відповідні критерії оптимізації

Адаптація АСКДР	Критерії оптимізації
У містах (маршрутизовані, спеціальні та ін.)	Сумарна затримка на мережі вулиць чи середня затримка одного транспортного засобу, кількість зупинок, кількість дорожньо-транспортних пригод (ДТП), час проїзду, середня швидкість поїздки, маршрут руху, рівень шуму, об'єм викидів шкідливих речовин в атмосферу, витрата палива
Міського транспорту загального користування	Час сполучення за встановленим графіком, час розподілу транспортних засобів за замовленням (таксі)
На швидкісних магістралях (у тому числі на в'їздах)	Середня швидкість руху, середня затримка на один транспортний засіб, кількість ДТП, витрата палива
На позаміських дорогах (у тому числі реверсивні)	Середня швидкість руху, кількість ДТП, витрата палива
У тунелях	Об'єм викидів шкідливих речовин в атмосферу, кількість ДТП

Алгоритм розв'язання задачі. Цю задачу запропоновано розв'язати шляхом тренування нейронної мережі методом зворотного поширення помилки.

Для побудови нейронної мережі, яку потрібно налаштувати, необхідно розв'язати задачу структурно-параметричного синтезу. Задача структурно-параметричного синтезу нейронної мережі полягає у виборі топології мережі, визначенні кількості та видів входів (числові, числові бінарні, лінгвістичні, нечіткі), кількості виходів, прихованих шарів та розрахунку вагових коефіцієнтів, порогових значень визначення функції активації. У багатьох випадках береться функція активації сигмоїдального виду. Для розв'язання задач структурно-параметричного синтезу використовується метод зворотного поширення помилки. Для реалізації алгоритму зворотного поширення помилки необхідно згенерувати навчальну послідовність, яка формується на основі комп'ютерного моделювання потоків транспорту на перехресті в різних напрямках і встановлення оптимальних значень тривалості фаз, які забезпечують мінімальний функціонал. Топологію нейронної мережі показано на рис. 2.

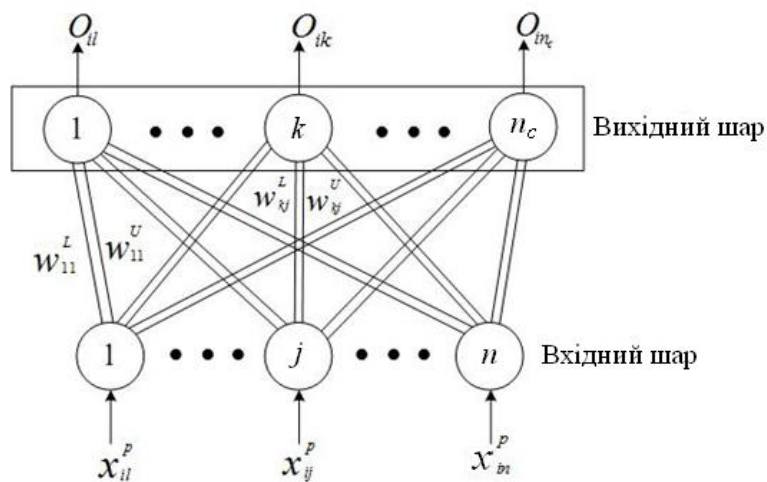


Рис. 2. Структура ПНМ

Розглянемо навчальний алгоритм ПНМ, який можна розглядати як навчання з керівником, метою якого є налаштування розрахунку навантаження ПНМ для досягнення нормального виконання чи для мінімізації похибок щільності.

Необхідно знайти декілька змінних. Нехай, множина для тренування матиме такий вигляд: $X = \{X_1, X_2, \dots, X_{NP}\}$ де N_P – сумарна кількість тренуваних картин, а i -й приклад має такий вигляд: $X_i^p = \{x_{i1}^p, x_{i2}^p, \dots, x_{in}^p\}$, де n – сумарна кількість властивостей; i – щільність i -го прикладу p . Для обчислення щільності виконання загальна похибка позначена як N_m і обчислюється за такою формулою

$$E = \frac{N_m}{N_p}.$$

Детально навчальний алгоритм можна описати таким чином:

Крок 1. Установлюємо зв'язок між навантаженнями у вхідних та вихідних вузлах. Множина значень класичної області може бути обчислена безпосередньо з попередньої вимоги, чи обчислена з даних режиму навчання:

$$w_{kj}^L = \min_{i \in N} \{x_{kj}^i\},$$

$$w_{kj}^U = \max_{i \in N} \{x_{kj}^i\}.$$

Крок 2. Обчислюємо центр початкової щільності:

$$z_k = \{z_{k1}, z_{k2}, \dots, z_{kn}\}, \quad (1)$$

$$z_{kj} = \frac{w_{kj}^L + w_{kj}^U}{2}, \text{ for } k = 1, 2, \dots, n_c. \quad (2)$$

Крок 3. Визначимо i -те тренування прикладу і кількість скупчень p :

$$X_i^p = \{x_{i1}^p, x_{i2}^p, \dots, x_{in}^p\}, \quad p \in n_c.$$

Крок 4. Застосуємо запропоновану подовжену відстань для обчислення відстані між фізичною картиною для тренування X_i^p і k -ту щільність таким чином:

$$ED_{ik} = \sum_{j=1}^n \left[\frac{|x_{ij}^p - z_{kj}|}{\frac{w_{kj}^U - w_{kj}^L}{2}} + 1 \right], \quad k = 1, 2, \dots, n_c. \quad (3)$$

Запропонована відстань є модифікацією подовженої відстані, яку графічно показано на рис. 3. Вона описує відстань між x та областю $\langle w^L, w^U \rangle$.

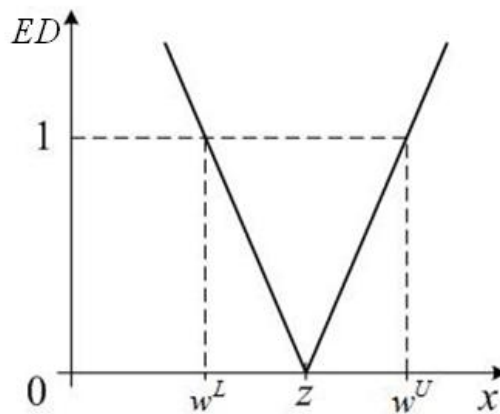


Рис. 3. Запропонована подовжена відстань

Крок 5. Знайдемо k^* таке, щоб $ED_{ik^*} = \min\{ED_{ik}\}$, якщо $k^* = p$ – переходимо до кроку 7, інакше – крок 6.

Крок 6. Обновімо навантаження p -ї та k^* -ї щільності таким чином:

– центри p -ї та k^* -ї щільності

$$z_{pj}^{new} = z_{pj}^{old} + \eta(x_{ij}^p - z_{pj}^{old});$$

$$z_{k^*j}^{new} = z_{k^*j}^{old} - \eta(x_{ij}^p - z_{k^*j}^{old});$$

– навантаження p -ї та k^* -ї щільності

$$\begin{cases} w_{pj}^{L(new)} = w_{pj}^{L(old)} + \eta(x_{ij}^p - z_{pj}^{old}); \\ w_{pj}^{U(new)} = w_{pj}^{U(old)} + \eta(x_{ij}^p - z_{pj}^{old}). \end{cases}$$

$$\begin{cases} w_{k^*j}^{L(new)} = w_{k^*j}^{L(old)} - \eta(x_{ij}^p - z_{k^*j}^{old}); \\ w_{k^*j}^{U(new)} = w_{k^*j}^{U(old)} - \eta(x_{ij}^p - z_{k^*j}^{old}), \end{cases}$$

де η – навчальна відстань. Результат налаштування двох щільностей навантаження показано на рис. 4, яка чітко індикує зміну ED_A та ED_B . Щільність прикладу x_{ij} змінюється залежно від щільності від A до B , тому що $ED_A > ED_B$. З цього кроку видно, що навчальний процес потрібен тільки для регулювання навантажень p -го та k^* -го скупчення. Тому запропонований метод має високу швидкість на відміну від навчальних алгоритмів і може швидко адаптуватись до нової важливої інформації [5].

Повторюємо кроки від 3-го до 6-го; якщо всі приклади класифікувати, тоді навчальний процес закінчено.

Крок 7. Зупиняємося, якщо процес щільності збігся чи загальна похибка швидкості E_t дійшла до встановленого значення, інакше повертаємося до кроку 3.

Запропонована ПНМ може брати вхідні дані з експертизи, проведеної людиною перед навчанням. Вона може виробляти багатозначний вихід після навчання, оскільки класифіковані границі властивостей чітко визначаються.

Процес експлуатації ПНМ. Вони можуть розпізнавати чи сортувати щільність, коли ПНН закінчує процедуру навчання і процес її експлуатації узагальнюються таким чином:

Крок 1. Зчитування матриці навантажень ПНМ.

Крок 2. Обчислення початкової щільності центрів кожного скупчення, використовуючи рівняння (1) і рівняння (2).

Крок 3. Зчитування цієї фізичної картини

$$X_t = \{x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tn}\}.$$

Крок 4. Використання запропонованої подовженої відстані для обчислення тестованого прикладу і кожного існуючого скупчення за допомогою рівняння (3).

Крок 5. Знаходимо k^* , таке, щоб $ED_{ik} = \min\{ED_{i,k}\}$ і множина $O_{i,k} = 1$ для індикації скупчення прикладу, який тестуємо.

Крок 6. Завершуємо, якщо всі параметри тестування класифіковано, інакше виконується крок 3 (рис. 4).

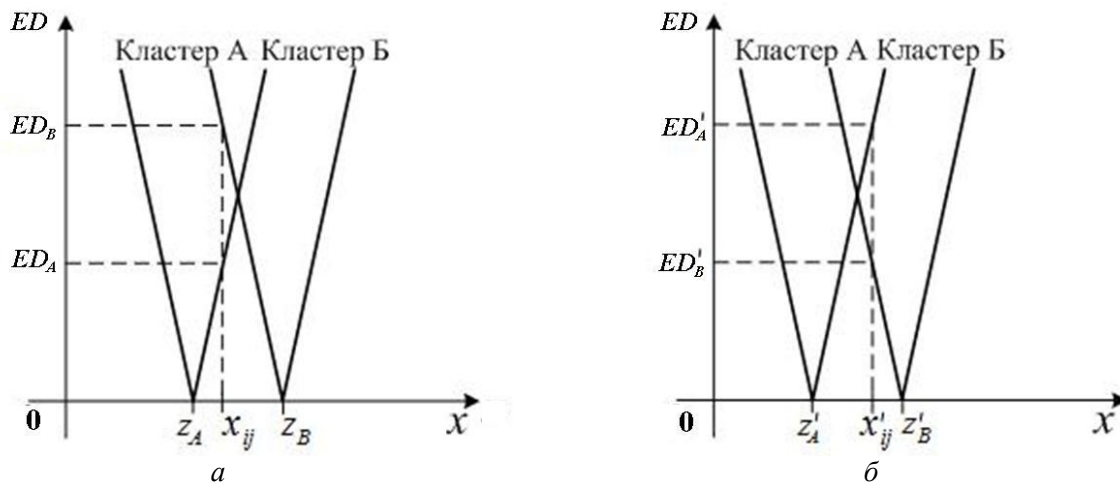


Рис. 4. Результати настроювання навантаження щільностей: а – оригінальна умова; б – після настроювання

Запропонований метод керування світлофором. Поділимо дорожній рух на 9 категорій відповідно до кількості проїжджаючих транспортних засобів і часу їх проїзду протягом дії зеленого світла світлофора і позначимо:

- висока прохідність по основній лінії та висока прохідність по допоміжній лінії (TF_1);
- висока прохідність по основній лінії та середня прохідність по допоміжній лінії (TF_2);
- висока прохідність по основній лінії та низька прохідність по допоміжній лінії (TF_3).

- середня прохідність по основній лінії та висока прохідність по допоміжній лінії (TF_4);
- середня прохідність по основній лінії та середня прохідність по допоміжній лінії (TF_5);
- середня прохідність по основній лінії та низька прохідність по допоміжній лінії (TF_6);
- низька прохідність по основній лінії та висока прохідність по допоміжній лінії (TF_7);
- низька прохідність по основній лінії та середня прохідність по допоміжній лінії (TF_8);
- низька прохідність по основній лінії та низька прохідність по допоміжній лінії (TF_9).

Було виміряно 900 даних різних потоків на певних перехрестях, потрібних для проведення тренування ПНМ. Для обчислення вищої й точної швидкостей збіжності навчальну швидкість η і загальну похибку E_t задано як 0,2 та 0,1 % відповідно. Після процедури тренування абсолютна похибка становила 0, а отже, потрібно 16 навчань.

За запропонованим ПНМ методом можна обчислити відстань відповідно до кожного скупчення і відповідно за скупченням дорожнього руху також можна обчислити час зеленого світла у наступному періоді. Для покращення адаптивних властивостей час зеленого світла G_{time}^* періоду у кожній лінії обчислюємо за формулою

$$G_{time}^* = G_{time,r} + (G_{time,n} - G_{time,r}) \frac{ED_r}{(ED_r + ED_n)}, \quad (4)$$

де G_{time}^* і ED_r – номінальне зелене світло і подовжена відстань скупчення дорожнього руху. Час номінального зеленого світла для категорій високого, середнього та низького проходжень по основній лінії дорожнього руху позначено як GH_n , GM_n , GL_n відповідно.

Експериментальні дані. Щоб довести ефективність ПНМ методу керування світлофором, дорожній рух було відстежено на першочергово обраних перехрестях. У табл. 1 наведено 18 протестованих даних, вибраних випадково із записів дорожнього руху. Час проїзду між транспортними засобами, які проїжджають головну (c_1) та допоміжну (c_3) лінії під час періоду дії зеленого світла одного циклу світлофора, можна обчислити за допомогою інфрачервоного таймера. Кількість проїжджаючих транспортних засобів по головній (c_2) та (c_4) допоміжній лініях під час зеленого світла у період одного циклу світлофора можна оцінити за допомогою інфрачервоного таймера. Знайдені результати запропонованого методу наведено у табл. 2. Порівнюючи ці дані з даними тестування табл. 1, маємо, що запропонований метод може правильно розпізнавати скупчення дорожнього руху. Наприклад, тестоване число 3, ED_{TF_2} (2,02) є мінімальним значенням для скупчення дорожнього руху TF_2 , завдяки чому видається сигнал про те, що є велике скупчення дорожнього руху у головній лінії і визначається середнє скупчення дорожнього руху у допоміжній лінії. Окрім цього, ED (інше скупчення транспортного потоку TF_2) визначає велике скупчення дорожнього руху у головній лінії, в результаті чого визначається скупчення дорожнього руху нижче ніж у TF_2 . Нехай $GH = 25$ с, $GM_n = 15$ с, $GL_n = 8$ с. Період часу зеленого світла G_{time}^* головної і допоміжної ліній знадено за формулою (4) і становить 24 с та 18 с відповідно.

Висновки. Було проведено оцінювання інтелектуального методу керування дорожнім рухом на стандартному перехресті, яке базується на нейронних мережах. Цей метод допоможе зменшити затори та запізнення. Запропонована діагностика дорожнього руху має менші затрати на навчання, вищу точність (лише незначна кількість даних має бути відображена), тоді як оновлений інтервал можна скоротити. Тому запропонована діагностика світлофорного керування буде легкою для виконання у режимі реального часу дорожнього руху за допомогою сенсорного приладу, або портативного пристрою. Цей метод має вагомні економічні переваги для використання у координованих частинах дорожнього руху. Для розв'язання задачі керування перехрестям запропоновано використати технологію нейронних мереж для максимальної апроксимації роботи оптимізатора.

Список літератури

1. Конвенции о дорожном движении, дорожных знаках и сигналах. – М.: За рулём, 1999. – 176 с.
2. Пономаренко Л. А. Аналіз розрахунку величини затримки автомобілів в транспортних системах масового обслуговування накопичувального типу. // Безпека дорожнього руху: сучасність і майбутнє / Л. А. Пономаренко // Зб. матеріалів наук.-практ. конф. – К., – 2004. – 232 с.
3. Михайленко В. И. Управление движением на автомобильных дорогах / В. И. Михайленко, Б. М. Четверухин. – К.: Урожай, 1991. – 200 с.
4. Ересов В. И. Влияние нестационарности транспортных потоков на эффективность светофорного регулирования / В. И. Ересов, А. Б. Зайцев, А. В. Кунах // Автошляховик України. – 2000. – №2. – С. 17–19.
5. Roess R. P. Traffic Engineering, second edition, Prentice Hall / R. P. Roess, W. R. William and E. S. Prassas // Upper Saddle River. – New Jersey, 1998. – 27 p.
6. Murata Takahiro Street's and traffic control / Murata Takahiro // Road Constr. – 1976. – №344. – P. 9–11.
7. Брайловский Н. О. Управление движением транспортных средств / Н. О. Брайловский, Б. И. Грановский. – М: Транспорт, 1975. – 112 с.

В. М. Синеглазов, И. В. Гусятникова

Адаптивный алгоритм управления дорожным движением с использованием нейронных сетей

Рассмотрена проблема организации дорожного движения на основании адаптивного управления светофором на стандартном перекрестке с использованием нейронных сетей. Экспериментальные данные показали целесообразность использования нейронных сетей в оптимизации дорожного движения для уменьшения заторов и задержки транспорта.

V. M. Sineglazov, I. V. Gusyatnikova

An adaptive algorithm for traffic control using neural networks

The problem of traffic based on the adaptive control of traffic lights at the junction with the use of standard neural networks. Experimental data have shown the feasibility of using neural networks to optimize traffic to reduce congestion and delays in transport.