

УДК 656.259.2

К. В. ГОНЧАРОВ – к.т.н., доцент, Дніпровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В.Лазаряна, goncharovkonv@gmail.com
РИБАЛКА Р. В. – к.т.н., доцент, Дніпровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В.Лазаряна, r.v.rybalka@gmail.com

КОМПЛЕКСНА СИСТЕМА АВТОМАТИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ РУХОМОГО СКЛАДУ

Постановка проблеми

Для забезпечення безпеки руху поїздів та підвищення ефективності залізничних перевезень застосовуються різноманітні інформаційно-керуючі системи. Зокрема на залізницях різних країн світу використовуються системи автоматичної ідентифікації рухомого складу (CAI PC), які забезпечують автоматичне зчитування номерів вагонів та обробку даної інформації. В результаті впровадження таких систем підвищується достовірність і оперативність звітності про стан вагонних і локомотивних парків, зменшується штат співробітників, забезпечується впровадження безпаперових інформаційних технологій, високий рівень інформаційного сервісу у внутрішніх і транзитних міжнародних перевезеннях, підвищується інтенсивність вантажоперевезень за рахунок скорочення простоїв, запізень, порожніх пробігів [1, 7, 12].

Існують декілька типів CAI PC. Найбільш розповсюдженими є системи радіочастотної ідентифікації (RFID) та оптичні системи [9].

Технологія RFID передбачає розміщення на бокових стінках кожного вагона кодових бортових датчиків (RFID-транспондерів), в яких зберігається номер вагона та інша інформація [1, 12, 14]. Живлення бортових датчиків забезпечується за рахунок енергії електромагнітних хвиль надвисоких частот, які випромінюють колійні пункти зчитування. Такі пункти розміщуються на входах та виходах станцій, а також в контрольних пунктах локомотивних та вагонних депо.

Під час проїзду вагону в зоні дії пункту зчитування бортовий датчик активується та формує зворотню модульовану електромагнітну хвилю. В результаті демодуляції та декодування такої хвилі відбувається зчитування інформації з датчика. До таких CAI PC відносяться російська система «Пальма», американська система Amtech, які виконані відповідно до міжнародного стандарту ISO 10374, а також європейська система Dunicom [7, 9]. Дані системи дозволяють зчитувати інформацію з датчиків при швидкостях рухомого складу до 150 км/год.

В роботі [4] пропонується в якості RFID-транспондерів використовувати датчики на поверхневих акустичних хвилях. Це дозволить підвищити достовірність даних в складних погодних умовах, при впливі ударів та вібрації, збільшити радіус зчитування та ідентифікації при швидкостях руху об'єкта до 300 км/год.

В цілому технологія RFID забезпечує високу достовірність даних, проте потребує розміщення на кожному вагоні додаткового пристрою – кодового бортового датчика, що вимагає значних матеріальних та часових ресурсів.

В роботах [6, 11] запропоновано здійснювати ідентифікацію поїзда за рахунок визначення його геометричних та конструкційних ознак: кількості осей, кількості вагонів, кількості осей у вагоні, типу та довжини кожного вагону. Такий підхід не потребує розміщення на вагонах додаткових датчиків. Проте поїзд ідентифікується як єдиний об'єкт і не забезпечується можливість ідентифікації кожного вагона окремо.

Оптичні САІ РС також не вимагають оснащення вагонів додатковим обладнанням. В таких системах застосовуються відеокамери, які фотографують бокові поверхні кожного вагону. В результаті програмної обробки отриманих зображень здійснюється розпізнавання номерів та ідентифікація вагонів [3, 8, 9]. В якості прикладів можна навести апаратно-програмний комплекс ARSCIS (Automated Rolling-Stocked Cars Identification System) та систему ідентифікації на базі відеоспостереження «Інтелект», які застосовуються на промислових підприємствах в Росії [9, 13]. Головним недоліком оптичних систем є залежність від кліматичних умов, забруднень та вібрації поверхні вагонів.

Таким чином, кожен тип САІ РС має свої переваги та недоліки. На нашу думку, доцільним є комплексне поєднання різних методів ідентифікації рухомих одиниць.

Мета роботи

Метою даної роботи є розробка загальних принципів побудови та алгоритмів роботи комплексної системи автоматичної ідентифікації рухомого складу.

Структура комплексної системи автоматичної ідентифікації

В рамках даної роботи пропонується комплексна САІ РС, в якій поєднуються технології радіочастотної та оптичної ідентифікації. Передбачається поетапне впровадження даної системи. На першому етапі може використовуватись лише оптична ідентифікація, яка не потребує додаткового вагонного обладнання. Після встановлення кодових бортових датчиків буде забезпечена можливість для переходу на більш достовірну радіочастотну ідентифікацію. Монтаж бортових датчиків на всіх рухомих одиницях вагонного та локомотивного парку вимагає значного часу. У зв'язку із цим

протягом перехідного періоду можливий варіант застосування комплексної системи з одночасним поєднанням оптичної та радіочастотної ідентифікації.

Структурна схема запропонованої системи представлена на рис. 1. До її складу входить колійне, постове та станційне обладнання.

Колійне обладнання складається із трьох точкових датчиків фіксації колісних пар (ТКД1-ТКД3), чотирьох відеокамер (ВК1, ВК3 – нижні, ВК2, ВК4 – верхні), джерел освітлення (ДО), які використовуються у нічний час, та RFID-антени.

До постового обладнання входить контролер датчиків, RFID-зчитувач, блок відеообробки, блок управління, а також блок передачі даних. Станційне обладнання підключається до постового обладнання через лінію зв'язку (ЛЗ) та включає в себе блок передачі даних, концентратор інформації, а також автоматизоване робоче місце (АРМ) оператора.

Контролер датчиків обробляє сигнали від ТКД та вирішує наступні задачі:

- 1) підрахунок осей;
- 2) визначення вільності контрольованої ділянки методом підрахунку осей;
- 3) визначення кількості осей у кожному вагоні;
- 4) підрахунок вагонів;
- 5) фіксація вагону в зоні дії відеокамер та RFID-антени.

За відсутності рухомого складу система знаходиться в режимі самотестування, перевіряється справність всіх складових частин. Як тільки поїзд займає контрольовану ділянку система переходить в режим вимірювання, вмикаються відеокамери та активується RFID-зчитувач. В нічний час при цьому вмикаються також джерела освітлення.

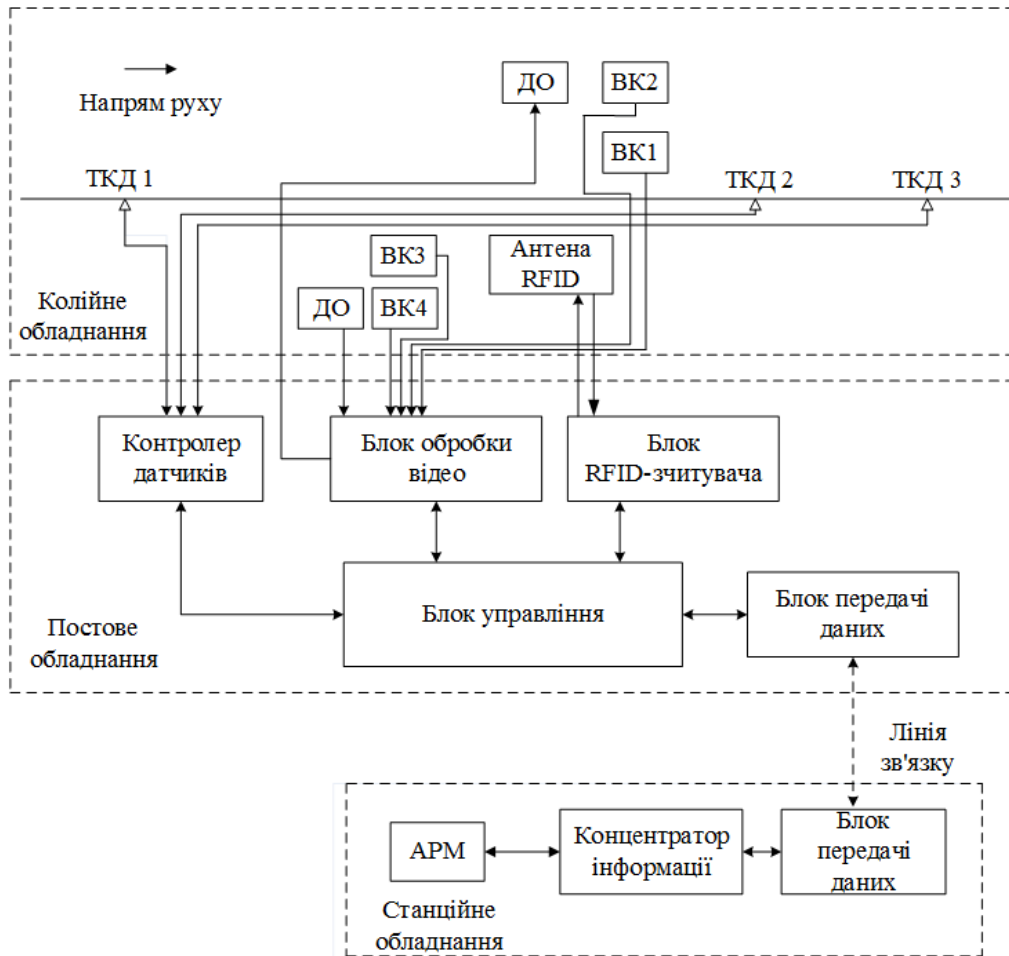


Рис. 1. Структурна схема комплексної системи автоматичної ідентифікації рухомого складу

При проїзді кожного вагону в зоні дії пункту зчитування відбувається пошук кодових бортових датчиків (КБД). Якщо вони присутні, то здійснюється радіочастотна ідентифікація вагону. В протилежному випадку відеокамери фотографують бокові поверхні вагона, на яких нанесений номер. Блок обробки відео виконує розпізнавання номеру. Отримані дані з RFID-зчитувача та блоку обробки відео передаються до блоку управління.

Після проїзду поїзда контролер датчиків фіксує вільність контрольованої ділянки. Далі блок управління формує повідомлення, яке містить інформацію про дату та час, кількість вагонів, порядкові та ідентифікаційні номери кожного вагону.

Повідомлення від постового обладнання передається на станційний (лінійний) рі-

вень системи, фіксується у концентраторі та відображається на АРМ оператора. Отримана інформація також може передаватись до інформаційних систем верхнього рівня.

Алгоритм обробки зображення

В системах оптичної ідентифікації номер визначається шляхом програмної обробки зображення бокової поверхні вагону. Пропонується наступний алгоритм обробки зображення.

1. Попередня обробка зображення:
 - а) перетворення зображення у монохромний формат;
 - б) фільтрація зображення (видалення шуму);
 - в) підвищення контрастності;

d) перетворення у бінарний формат.

2. Виділення області, на якій зображений номер вагону. Розділення цифр.

3. Розпізнавання кожної цифри за допомогою штучної нейронної мережі.

Розглянемо алгоритм більш детально. На першому етапі відбувається попередня обробка зображення. Отримана кольорова фотографія описується тришаровою двомірною матрицю, кожен шар якої відображає один із базових кольорів: червоний, зелений та синій. Спочатку така матриця перетворюється у одношарову матрицю, формується монохромне зображення. Після цього зображення фільтрується, що дозволяє зменшити рівень шуму. Далі підвищується контрастність (розширюється діапазон яскравості). Отримане зображення перетворюється у бінарний (чорно-білий) формат. Для цього значення кожного пікселя порівнюється з пороговим значенням. При перевищенні порогу вважається, що колір пікселя білий, в протилежному випадку – чорний.

На другому етапі обробки зображення здійснюється пошук області із номером вагону та виконується алгоритм розділення цифр. Даний алгоритм базується на виявленні границь чорних та білих пікселів. В результаті виявляються об'єкти, які складаються із білих пікселів на чорному фоні. При цьому вводиться ваговий коефіцієнт, що дозволяє відбракувати незначні об'єкти, які виникають через завади. Після цього зображення кожної цифри масштабується у формат 30x20 пікселів. Таким чином, формується вісім зображень стандартного розміру.

На третьому етапі відбувається розпізнавання кожної цифри за допомогою штучної нейронної мережі. В результаті визначається восьмизначний номер вагону.

Застосування штучних нейронних мереж для розпізнавання номеру вагону

Штучні нейронні мережі (ШНМ) – обчислювальні структури, які моделюють

прості біологічні процеси, що асоціюються з процесами людського мозку [2, 5, 10, 15]. Вони представляють собою системи, здатні до навчання шляхом аналізу позитивних і негативних впливів. Елементарним перетворювачем в даних мережах є штучний нейрон або просто нейрон, названий так за аналогією з біологічним прототипом.

Структура штучного нейрона показана на рис. 2 [5]. До його складу входять помножувачі (синапси), суматор і нелінійний перетворювач. Синапси здійснюють зв'язок між нейронами і множать вхідний сигнал на число, що характеризує силу зв'язку – вагу синапса. Суматор виконує додавання сигналів, що надходять через синаптичні зв'язки від інших нейронів і зовнішніх вхідних сигналів. Нелінійний перетворювач реалізує нелінійну функцію одного аргументу – виходу суматора. Ця функція називається функцією активації або передатною функцією нейрона.

Нейрон в цілому реалізує скалярну функцію векторного аргументу. Математична модель нейрона описується наступними співвідношеннями:

$$s = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b, \quad y = f(s)$$

де w_i – вага синапсу ($i = 1 \dots n$); s – результат додавання; x_i – компонент вхідного вектора (вхідний сигнал); b – значення зміщення; y – вихідний сигнал нейрона; n – число входів нейрона; $f(s)$ – нелінійне перетворення (функція активації або передатна функція).

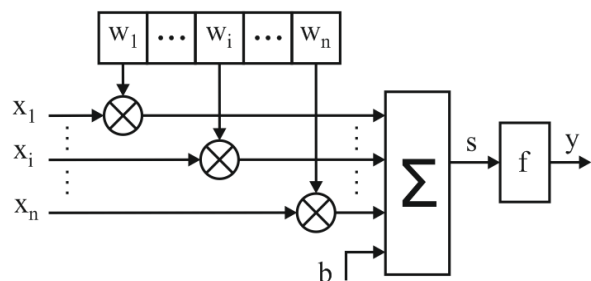


Рис. 2. Структура штучного нейрона

Однією із найбільш поширених функцій активації є сигмоїдальна (логістична) функція [5], яка описується наступним виразом:

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}.$$

Така функція має властивість «підсилювати» слабкі сигнали краще, ніж великі, що запобігає насиченню від великих сигналів. Ще однією важливою властивістю сигмоїдальної функції є простий вираз для похідної, що використовується в алгоритмах навчання нейронної мережі.

Структура ШНМ задається у вигляді графа, в якому кожний нейрон з довільною кількістю входів та виходів є вершиною графа, а входи і виходи нейрона представляють собою ребра (зв'язки). Зазвичай ШНМ складається з декількох шарів, кожен з яких може мати довільну кількість нейронів. Серед цих шарів розрізняють:

- вхідний шар (сенсорний): його нейрони отримують на свої входи сигнали ознак об'єктів чи процесів і передають їх своїми виходами до нейронів інших шарів;
- вихідний шар (реагуючий): його нейрони відображують реакцію ШНМ на вхідні ознаки;
- приховані шари (асоціативні) у довільній кількості: вони розміщуються між вхідним та вихідним шарами і виконують функцію проміжного логічного аналізу вхідних ознак. Вважається, що чим більше шарів і чим більше нейронів в шарах, тим складніші проблеми може розв'язувати нейронна мережа.

Характерною властивістю ШНМ є її здатність до навчання, що полягає у виробленні правильної реакції на подані їй різні вхідні ознаки. Припустимо, що \bar{X} – вектор вхідних сигналів, а \bar{Y} – вектор вихідних сигналів (реакція нейронної мережі). У базі даних зберігається множина навчальних

пар (\bar{X}, \bar{Y}) . Процес навчання виконується у наступній послідовності [5]:

- 1) обираються початкові невеликі значення вагових коефіцієнтів ШНМ;
- 2) обирається чергова навчальна пара (\bar{X}, \bar{Y}) з навчальної множини; вектор \bar{X} подається на вхід мережі (рис. 3);
- 3) розраховується вихід мережі;
- 4) розраховується різниця (помилка) між цільовим \bar{Y} та реальним виходом мережі;
- 5) вагові коефіцієнти мережі коригуються таким чином, щоб мінімізувати помилку;
- 6) пункти 2-5 повторюються для кожної пари навчальної множини поки помилки на всій множині не досягне прийнятної величини.

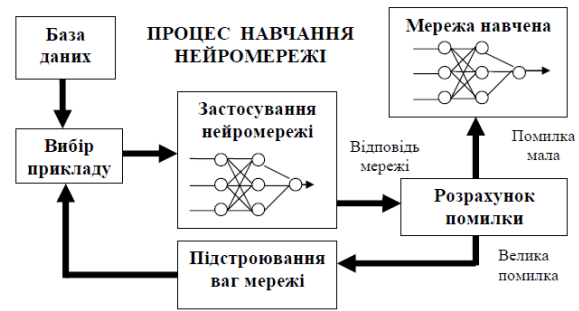


Рис. 3. Ілюстрація процесу навчання ШНМ

Для розпізнавання цифр номера вагону була обрана нейронна мережа прямого розповсюдження, яка містить 600 входів та 10 виходів (рис. 4). Бінарне зображення кожної цифри розміром 30x20 пікселів перетворюється у вектор \bar{X} довжиною 600 елементів. Отриманий вектор подається на входи ШНМ. Кожен вихід мережі відповідає одному із значень цифри (від 0 до 9). В результаті аналізу реакції ШНМ можна визначити значення цифри. Наприклад, якщо найбільше значення має місце на виході u_0 , то вважаємо, що цифра номера вагону дорівнює нулю.

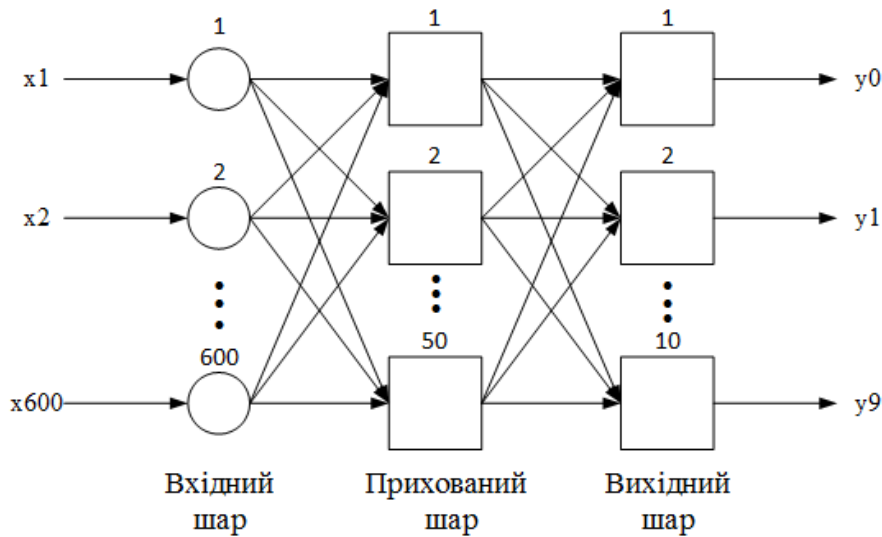


Рис.4. Нейронна мережа прямого розповсюдження

Результати імітаційного моделювання

Для перевірки працездатності запропонованих алгоритмів було проведено імітаційне моделювання в середовищі MATLAB. Для розпізнавання цифр застосовувалась нейронна мережа прямого розповсюдження з наступними параметрами:

- кількість входів – 600;
- кількість виходів – 10;
- кількість прихованих шарів – 1;
- кількість нейронів прихованого шару – 50;
- функція активації – сигмоїдальна.

Для дослідження використовували тридцять фотографій з номерами вагонів. На першому етапі провели попередню обробку та виділення зображення цифр із перших п'ятнадцяти фотографій. Таким чином була сформована навчальна множина із 120-ти зразків цифр. Після цього провели навчання нейронної мережі.

На другому етапі виконали розпізнавання номерів вагонів для п'ятнадцяти тестових фотографій. В усіх випадках номер вагону було визначено вірно. На рис. 5 – 8, в якості прикладу, показані результати обробки однієї із фотографій, а на рис. 9 – результат розпізнавання. Таким чином, про-

ведене імітаційне моделювання в цілому підтверджує працездатність запропонованих алгоритмів.

Дана робота потребує подальших досліджень за наступними напрямками:

- перевірка працездатності алгоритмів розпізнавання для більшої кількості фотографій, в тому числі отриманих в різних погодних умовах (туман, дощ, сніг), в умовах забруднень та вібрації поверхні вагонів;
- дослідження різних типів штучних нейронних мереж, вибір раціональної структури та параметрів мережі.



Рис. 5. Вихідне кольорове зображення номера вагону



Рис. 6. Монохромне зображення з підвищеною контрастністю



Рис. 7. Виділена область номера вагону



Рис. 8. Окремі зображення кожної цифри

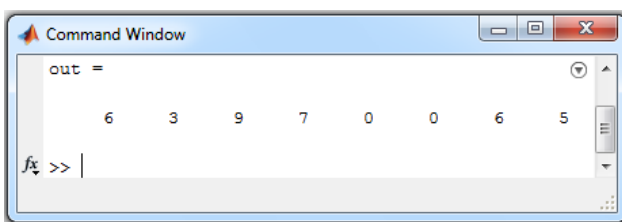


Рис. 9. Номер вагону, отриманий за допомогою нейронної мережі

Висновки

1. Впровадження систем автоматичної ідентифікації рухомого складу дозволяє підвищити достовірність і оперативність звітності про стан вагонних і локомотивних парків, зменшити штат співробітників, під-

вищити рівень інформаційного сервісу у внутрішніх і транзитних міжнародних перевезеннях, підвищити інтенсивність вантажоперевезень за рахунок скорочення простоїв, запізньов, порожніх пробігів.

2. Системи радіочастотної ідентифікації забезпечують високу достовірність даних. Проте технологія RFID потребує розміщення на кожному вагоні додаткового пристрою – кодового бортового датчика, що вимагає значних матеріальних та часових ресурсів.

3. Пропонується комплексна система автоматичної ідентифікації рухомого складу, в якій поєднуються технології радіочастотної та оптичної ідентифікації. Запропонована структура та загальні принципи побудови такої системи.

4. Запропоновано алгоритм розпізнавання номерів вагонів, працездатність якого підтверджується результатами імітаційного моделювання.

5. Дана робота потребує подальших досліджень щодо перевірки працездатності алгоритмів розпізнавання в різних погодних умовах (туман, дощ, сніг), в умовах забруднень та вібрації поверхні вагонів.

Бібліографічний список

1. «ПАЛЬМА». Система автоматической идентификации транспортных средств [Текст] / В. В. Белов и др. // Железнодорожный транспорт. – 2002. – № 8. – С. 54-59.
2. Адаменко, В. О. Штучні нейронні мережі в задачах реалізації матеріальних об'єктів. Частина 2. Особливості проектування та застосування [Текст] / В. О. Адаменко, Г. О. Мірських // Вісник НТУУ «КПІ». Серія – Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2012. – № 48. – С. 213-221.
3. Алиев, Э. В. Оптическая идентификация объектов подвижного состава в задачах управления железнодорожными перевозками [Текст] / Э. В. Алиев и др.

- // Автоматизация в промышленности. – 2009. – № 5. – С. 49-54.
4. Багдасарян, А. Система автоматической идентификации управления перемещением грузов на железнодорожном транспорте [Текст] / А. Багдасарян и др. // Электроника: наука, технология, бизнес. – 2013. – № 3 (00125). – С. 92-98.
 5. Дьяконов, В. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник [Текст] / В. Дьяконов, В. Круглов. – СПб.: Питер, 2001. – 480 с.
 6. Жуковицкий, И. В. Идентификация поездов в информационных системах железнодорожного транспорта [Текст] / И. В. Жуковицкий, О. И. Егоров // Системные технологии. – 2015. – № 5 (100). – С. 123-131.
 7. Интеллектуальные транспортные системы железнодорожного транспорта (основы инновационных технологий) [Текст] / В. В. Скалозуб и др. – Д.: ДНУЗТ, 2013. – 207 с.
 8. Казанский, Н. Л. Распределенная система технического зрения регистрации железнодорожных составов [Текст] / Н. Л. Казанский, С. Б. Попов // Компьютерная оптика. – 2012. – Том 36, № 3. – С. 419-428.
 9. Мурадян, Л. А. Автоматична ідентифікація окремих частин транспортного засобу при впровадженні нових концепцій системи технічного обслуговування та ремонту [Текст] / Л. А. Мурадян, В. Ю. Шапошник // Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. – 2017. – № 4. – 44-50 с.
 10. Рашид, Тарик. Создаем нейронную сеть: пер. с англ. [Текст] / Т. Рашид. – СПб.: ООО «Альфа-книга», 2017. – 272 с.
 11. Ромкин, М. В. Система автоматической идентификации типов подвижных единиц железнодорожного транспорта [Текст] / М. В. Ромкин, В. А. Засов // СамГУПС. – 2010. – с. 538-545.
 12. Русакова, Е. А.. Система автоматической идентификации транспортных средств САИТ «ПАЛЬМА» [Текст] / Е. А. Русакова. – Екатеринбург: УрГУПС, 2015. – 35 с.
 13. Система АРСИС (ARSCIS): Идентификация и осмотр вагонов, автоматизация железнодорожных весов [Электрон. ресурс]. – Режим доступа: <https://www.mallenom.ru/products/videokontrol-i-uchet-zhd-transporta/arscis/>
 14. Финкенцеллер, Клаус. RFID- технологии: пер. с нем. [Текст] / К. Финкенцеллер. – М.: Додэка-XXI, 2010. – 496 с.
 15. Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. [Текст] / С. Хайкин. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
- Ключові слова:** система автоматичної ідентифікації рухомого складу, радіочастотна ідентифікація, відеокамера, нейронна мережа.
- Ключевые слова:** система автоматической идентификации подвижного состава, радиочастотная идентификация, видеокамера, нейронная сеть.
- Keywords:** system for automatic identification of rolling stock, radio frequency identification, video camera, neural network.
- Рецензенти:**
проф., д.т.н., А. Б. Бойнік,
проф., д.ф.-м.н., В.І. Гаврилюк.
- Надійшла до редколегії 15.10.2019.
Прийнята до друку 28.10.2019.