

УДК 004.89

DOI: 10.30977/BUL.2219-5548.2023.101.2.129

ЗАСТОСУВАННЯ GNSS-СИСТЕМ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ РОБОЧИМИ ПРОЦЕСАМИ ГРЕЙДЕРІВ ІЗ ШТУЧНИМ ІНТЕЛЕКТОМ

Єфименко О. В., Плугіна Т. В., Єфименко А. О., Кулай В. П.
Харківський національний автомобільно-дорожній університет

Анотація. GNSS (Global Navigation Satellite System) – це глобальна навігаційна система, яка використовує супутникові сигнали для визначення місця й часу в будь-якій точці світу. Одним із призначень GNSS є використання разом з елементами машинного навчання для керування грейдерами. Грейдери застосовуються для профілювання та вирівнювання поверхні ґрунту на будівельних майданчиках. Використання GNSS та машинного навчання дає змогу більш точно визначити місце розташування і висоту відвалу грейдера, що сприяє більш точній та ефективній роботі машини. GNSS може забезпечити високу точність вимірювань місцезнаходження грейдера, що допомагає оптимізувати процес роботи грейдера та мінімізувати витрати часу на профілювання та вирівнювання поверхні. За допомогою машинного навчання грейдер може автоматично аналізувати дані GNSS і приймати рішення про оптимальну траєкторію руху для досягнення потрібної точності та швидкості роботи. Застосування GNSS і машинного навчання підвищує ефективність роботи грейдера, що скорочує час і витрати на будівельні роботи. Також це може зменшити кількість помилок і підвищити якість роботи грейдера, що поліпшить кінцевий результат проєкту. У статті показано особливості інтелектуальних систем керування, що можуть бути використані для автоматизованого керування робочими процесами землерийних машин із використанням штучного інтелекту. Запропоновано реалізацію на мовах програмування, проаналізовано вплив ґрунтових умов на процес автоматизованої роботи, подано концепцію методики оцінювання та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень для інтелектуальної системи дорожньої машини.

Ключові слова: непромережені технології, GNSS, GPS, інтелектуальна система, алгоритми, системи прийняття рішень (СППР).

Вступ

GPS (Global Positioning System) і машинне навчання можуть бути пов'язані в різних сферах.

Одним із прикладів зв'язку між GPS і машинним навчанням є використання даних GPS для навчання моделей машин завдань автономного водіння. GPS застосовується для отримання інформації про поточне місцезнаходження машини, а також про дорожню обстановку й дорожній рух. Ця інформація може бути використана в навчальних моделях машин, що приймають рішення про водіння в режимі реального часу.

В інших сферах, пов'язаних з логістикою та транспортуванням, GPS може використовуватися для визначення місцезнаходження вантажівок та інших транспортних засобів, що дасть змогу оптимізувати маршрути доставки та керувати логістикою. Дані GPS також можуть застосовуватися для аналізу поведінки водія та виявлення можливих проблем, зокрема порушення правил дорожнього руху або небезпечне водіння.

Отже, GPS і машинне навчання можуть бути пов'язані в різних сферах, а використання GPS-інформації потрібне для створення більш ефективних і точних моделей машинного навчання, що допоможе підвищити продуктивність і ефективність у різних сферах.

Аналіз публікацій

Системи підтримки прийняття рішень (СППР) активно використовуються в усіх сферах життєдіяльності людей. Особливо поширені вони для оброблення великих масивів інформації в базах даних, прогнозування процесів, забезпечення інформаційної підтримки прийняття рішень під час керування машинами.

Основою наявних СППР становлять методи штучного інтелекту, що забезпечують збирання, оброблення, узагальнення інформації про стан об'єктів (процесів), а також прогнозування їх майбутнього стану.

Створення інтелектуальних СППР стало природним продовженням широкого за-

стосування СППР класичного типу. Інтелектуальні СППР забезпечують інформаційну підтримку всіх виробничих процесів, служб підприємств (організацій, установ). Основною фундаментальною відмінністю інтелектуальних СППР від класичних є наявність зворотного зв'язку та здатність адаптуватися до зміни вхідних процесів [2, 3, 4–17],

Інтелектуальні СППР широко застосовуються для вирішення особливих завдань військового призначення, а саме:

- планування розгортання, експлуатації систем зв'язку та передачі даних;
- автоматизація управління машинами;
- збирання, оброблення та узагальнення відомостей про стан об'єктів тощо.

Умовно структуру інтелектуальних СППР можна поділити на чотири великі шари:

- інтерфейс (інтерактивність та візуалізація);
- моделювання (статистичні моделі та машинне навчання; числові моделі; моделі на основі теорії ігор тощо);
- оброблення даних (організація потоку інформації, робота з базами даних та експертні оцінки);
- збирання даних (вебсканування, сенсори та інтерфейс програмування).

Аналіз досвіду створення інтелектуальних СППР показує, що найбільш перспективною для побудови є інформаційна технологія, основана на нейромережному моделюванні [1–8], зокрема на застосуванні еволюційного підходу до побудови штучних нейронних мереж (ШНМ) [2–7]. ШНМ дають змогу обробляти різноманітну інформацію, адаптувати свою структуру під тип і кількість вхідних даних, збільшуючи цим власну продуктивність.

Мета та постановка завдання

Застосування еволюційного підходу до побудови нейронних мереж порівняно з традиційними підходами дає такі переваги:

- здатність швидкої адаптації до завдань керування машиною, що практично без будь-яких перетворень допомагає сформуванню структури ШНМ, яка відповідає цьому процесу;
- здатність до швидкого навчання; на основі моделей нейронів із відповідними порогоми, вагами й передатними функціями, за умови яких уже в першому наближенні будується навчена ШНМ;
- здатність працювати в умовах невизна-

ченості, нелінійності, стохастичності та хаотичності, різного роду збурювань і завад;

- мають як універсальні апроксимальні властивості, так і можливості нечіткого виведення.

ШНМ, що еволюціонують, широко застосовуються для розв'язку різних завдань інтелектуального аналізу даних, планування, контролю, ідентифікації, емуляції, прогнозування, інтелектуального управління тощо на кожному шарі інтелектуальних СППР.

Незважаючи на досить успішне їх використання для розв'язку широкого кола завдань інтелектуального аналізу даних, ці системи мають низку недоліків. Розглянемо їх.

1. Складність вибору архітектури системи. Як правило, модель, основана на принципах обчислювального інтелекту, має фіксовану архітектуру. У контексті ШНМ це означає, що нейронна мережа має фіксовану кількість нейронів і зв'язків.

2. Навчання в пакетному режимі та навчання протягом декількох епох потребує значних часових ресурсів. Такі системи не є пристосовані для роботи в онлайн-режимі з досить високим темпом надходження нової інформації для оброблення.

3. Чимало з наявних систем обчислювального інтелекту не здатні визначати правила, що еволюціонують, за якими відбувається розвиток системи, а також можуть подавати результати своєї роботи в термінах природної мови.

4. Проблеми в процесі врахування безлічі показників, що мають складну структуру взаємозв'язків і суперечать один одному.

5. Складність урахування опосередкованого впливу взаємозалежних компонентів в умовах невизначеності.

6. Нелінійний характер взаємовпливу об'єктів і процесів, нестохастична невизначеність, нелінійність взаємовпливу, часткова неузгодженість і суттєва взаємозалежність компонентів.

Нечіткі когнітивні карти дають змогу усунути зазначені недоліки, вони добре зарекомендували себе в завданнях дослідження структури модельованої системи й отримання прогнозів її поведінки за різних впливів управління та ШНМ, що еволюціонують.

Постає актуальне наукове завдання – розробити методіку створення інтелектуальних систем керування дорожніми машинами з використанням штучних нейронних мереж і нечітких когнітивних моделей.

Концепція подання методики оцінювання та прогнозування в інтелектуальних СППР для системи керування дорожньої машини

Керування здійснюється із застосуванням зворотного зв'язку Y . Підсистема керування отримує інформацію від підсистеми керування Y , а також від зовнішнього середовища W . Підсистема керування обробляє та зіставляє її з бажаними характеристиками об'єкта управління, а потім приймає нове рішення, виробляє подальший керівний вплив U на її основі. Підсистема керування також сприймає інформацію Y , обробляє та зіставляє її з бажаними характеристиками об'єкта управління і на її підставі виправляє помилку H^* .

Систему керування процесом аналізу та прогнозування стану об'єктів можна подати у вигляді кортежу

$$S_{\text{кер}} = \langle S, O, Y, Z, W, Q, Y_a, D \rangle, \quad (1)$$

де Z – мета керування; $D = \langle I, H, U, Y_{\text{ОУ}}, Y_M, Y, H^*, Y_{\text{кор}} \rangle$ – внутрішнє середовище системи керування $S_{\text{кер}}$; $Y = \langle W, H, H^*, Y_M \rangle$ – модель об'єкта, результатом Y_M якого є НКМ. Запишемо вираз (2) для динамічної системи:

$$\forall t \in \{1, \dots, T, \dots\} S_t = \begin{cases} s_1^{(t)} F_1 \left(\begin{matrix} \Phi_{1,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_1^*)} \right) \\ \Phi_{1,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_N^*)} \right) \end{matrix} \right) \times \chi_1, \\ s_2^{(t)} F_2 \left(\begin{matrix} \Phi_{2,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_2^*)} \right) \\ \Phi_{2,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_N^*)} \right) \end{matrix} \right) \times \chi_2, \\ \dots \\ s_N^{(t)} F_N \left(\begin{matrix} \Phi_{N,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_N^*)} \right) \\ \Phi_{N,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_N^*)} \right) \end{matrix} \right) \times \chi_N, \end{cases} \quad (2)$$

де S – багатовимірний часовий ряд; $S_t = (s_1^{(t)}, s_2^{(t)}, \dots, s_N^{(t)})$ – часовий зріз стану об'єкта аналізу, поданий у вигляді багатовимірного часового ряду на t -й момент часу; $s_j^{(t)}$ – значення j -го компонента багатовимірного часового ряду на t -й момент часу; L_j^* – максимальне значення часової затримки i -го компонента щодо j -го; Φ_{ij} – оператор для врахування взаємовпливу між i -м та j -м компонентом багатовимірного часового ряду; F_i – перетворення для отримання $s^{(t)}$, $i=1, \dots, N$; N – число компонентів багатовимірного часового ряду;

ι – оператор для врахування ступеня інформованості про стан об'єкта; χ – оператор для врахування ступеня заземленості даних про стан об'єкта.

Це рівняння (2) описує процеси в об'єкті аналізу з огляду на запізнення в часі. Затримки необхідні на збирання, оброблення та узагальнення інформації, врахування ступеня інформованості про стан об'єкта та зашумленості даних. Також зазначений вираз (2) допомагає описати процеси, що мають як кількісні, так і якісні одиниці виміру, а також процеси що протікають на рис. 1.

Методика оцінювання та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень має чітку послідовність дій (рис. 1).

1. Введення вихідних даних. На цьому етапі вводиться вихідна інформація про об'єкт, що підлягає аналізу. Проводиться ініціалізація базової моделі стану об'єкта.

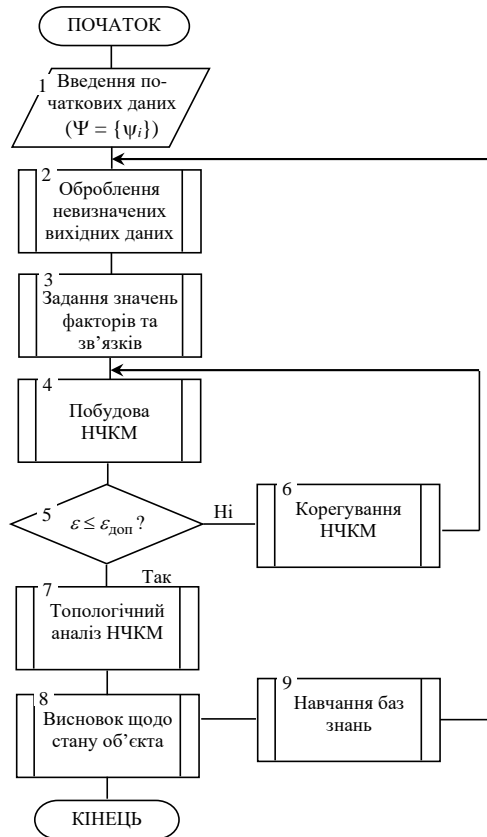


Рис. 1. Алгоритм реалізації методики аналізу та прогнозування стану об'єкта для інтелектуальної системи дорожньої машини

2. Виявлення факторів і зв'язків між ними.

Аналіз моделей багатокритеріального оцінювання альтернатив в умовах невизначеності показав, що значення параметрів моделей

часто подані інтервалами, оскільки є розбіжності думок під час отримання значень параметрів. Коли є інтервальна й нечітка інформація, доцільно застосовувати нечітко-інтервальний метод.

Умови реалізації нейромережної системи керування з GPS

Нейромережна система керування за допомогою GPS може бути розроблена для забезпечення автономного управління транспортними засобами й машинами на основі даних реального часу про поточне місцезнаходження та довкілля.

Процес розроблення такої системи може передбачати такі етапи:

1) збирання та оброблення даних: для розроблення системи необхідно збирати та обробляти дані GPS, дані про довкілля, дані датчиків тощо;

2) розвиток нейронної мережі: для вирішення завдання керування транспортним засобом на основі GPS та інших даних необхідно розробити нейронну мережу, що отримуватиме вхідну інформацію та видаватиме відповідні сигнали керування;

3) навчання нейронної мережі: вона має бути навчена обробляти та класифікувати дані, щоб правильно реагувати на різні ситуації та приймати рішення щодо керування транспортним засобом;

4) інтеграція з GPS та іншими датчиками: розроблена нейронна мережа має бути інтегрована з GPS та іншими датчиками для отримання даних про місцезнаходження, швидкість, температуру, вологість та інші параметри довкілля;

5) тестування та оптимізація: після інтеграції система має бути протестована й оптимізована, щоб забезпечити точний і надійний контроль транспортного засобу або машини;

б) розроблення та вдосконалення системи: система має постійно вдосконалюватися та навчатися нових даних, щоб підвищити її точність і надійність.

Алгоритм реалізації машинного навчання грейдера із GNSS-системою

Збирання даних. Грейдер має бути оснащений різними датчиками, такими як камери, лідар, радар, приймач GNSS тощо для збирання даних про довкілля, поверхню землі та місцезнаходження грейдера. Потім ця інформація має зберігатися для оброблення та аналізу.

Підготовка даних. Інформація, зібрана з різних датчиків, може містити шуми, помилки та невідповідності. Щоб навчання було ефективним, необхідно попередньо обробити дані, що передбачає фільтрацію, вирівнювання та зіставлення інформації з різних джерел.

Вибір моделі машинного навчання. Для навчання грейдера можна використовувати різні моделі машинного навчання, такі як нейронні мережі, дерева вирішувачів, SVM (машини опорних векторів), регресійні моделі тощо. Вибір моделі залежить від конкретного завдання та обсягу даних, які доступні для навчання.

Тренування моделі. За допомогою обраної моделі машинного навчання грейдера можна навчати на зібраній інформації. Навчання передбачає передачу даних моделі, налаштування параметрів моделі та тестування її працездатності на тестових даних.

Валідація моделі. Після навчання модель необхідно протестувати на нових даних, щоб переконатися, що вона працює та ефективна. Валідація може передбачати аналіз точності прогнозування, швидкості роботи та інших якісних показників.

Інтеграція моделі в грейдер. Після того як модель машинного навчання буде успішно протестована та перевірена, її можна інтегрувати в грейдер, щоб контролювати її рух та дії.

Контроль і моніторинг. У процесі роботи з грейдером необхідно контролювати продуктивність і якість його роботи. Для цього можна використовувати додаткові датчики та інструменти аналізу даних.

Вплив ґрунтових умов на ефективність роботи інтелектуальних систем під керуванням GNSS

Ґрунтові умови здатні впливати на ефективність GPS-систем, оскільки такі сигнали можуть бути втрачені або спотворені, коли проходять крізь різні шари ґрунту. Наведемо деякі з основних ґрунтових умов, що можуть впливати на ефективність GPS-систем.

Висока вологість ґрунту: вода здатна поглинати GPS-сигнали, тому вологий ґрунт може знизити якість сигналу GPS.

Товстий шар пористого ґрунту: пористий ґрунт може зменшувати сигнал GPS, тому товстий шар пористого ґрунту може призвести до втрати сигналу.

Металеві перешкоди: зокрема металеві забори, будівлі або машини, можуть відбивати сигнали GPS або змінювати їх напрямки.

Це призводить до помилок в опрацюванні GPS-сигналів.

Густа рослинність: рослинність здатна зменшувати силу сигналу GPS, що спричиняє його втрату або зниження точності позиціонування.

Геологічні умови: карстові формації або гірські хребти можуть блокувати сигнали GPS або змінювати їх напрямок.

Загалом, GPS-системи ефективні в різних ґрунтових умовах, але існує ймовірність виникнення проблеми з якістю сигналів, коли вони проходять крізь різні ґрунтові шари або стикаються з перешкодами.

Тип ґрунту здатний впливати на роботу систем машинного навчання, зокрема для грейдерів. Нижче перелічені деякі можливі впливи ґрунту на роботу систем машинного навчання грейдерів.

Точність. Ця якість системи машинного навчання грейдера може знижуватися, якщо тип ґрунту на місці роботи моделі відрізняється від типу ґрунту, на якому модель була навчена. Це може бути пов'язано з тим, що властивості ґрунту можуть відрізнятися й викликати невідповідність між даними, на яких модель була навчена, і даними, які вона отримує в реальному часі.

Необхідність додаткових даних. Якщо тип ґрунту на місці роботи грейдера відрізняється від типу ґрунту, на якому модель була навчена, може знадобитися додаткова інформація про новий тип ґрунту для покращення точності прогнозування. Це може передбачати збирання або використання нових додаткових даних про ґрунт, що не були використані під час навчання моделі.

Необхідність перенавчання. Якщо відбувається значна зміна в типі ґрунту, на якому грейдер працює, може знадобитися перенавчання моделі на нових даних. Це може бути необхідним, якщо ґрунт значно відрізняється від того, на якому модель була навчена, або якщо досвід роботи на новому типі ґрунту показав, що точність моделі значно знижується.

Розбіжності з тестовими умовами. Іноді ґрунт на місці роботи може відрізнятися від ґрунту, на якому модель була протестована.

Приклад реалізації програми керування приводом із GNSS-сенсором

Основна програма управління грейдером із датчиком GPS буде складатися з таких кроків:

1) ініціалізувати GPS-датчик та інші необхідні датчики для зчитування вхідних даних;

2) зчитати координати грейдера з GPS-датчика та інші параметри, такі як швидкість, напрямок руху та кут повороту;

3) обчислити оптимальний кут повороту та швидкість для досягнення заданої точки;

4) відправити сигнали керування гід्रोприводом та іншими системами грейдера, щоб виконати необхідні дії.

Подано приклад коду програми керування грейдером із датчиком GPS мовою *Python* з використанням бібліотеки GPS та бібліотеки для керування GPIO-портами *Raspberry Pi*.

У цьому коді ініціалізуємо GPIO-пін 18 як вихідний порт, налаштуємо GPS-датчик на зчитування та обробляємо отриману інформацію GPS. Після оброблення даних GPS можемо обчислити оптимальний кут повороту та швидкість для досягнення заданої точки, а потім відправити сигнали.

```
import numpy as np
import tensorflow as tf
import serial
import time

# Open serial port to communicate with GPS sensor
gps_port = serial.Serial('/dev/ttyUSB0', 9600,
timeout=1)

# Define neural network architecture
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Dense(10, input_dim=2,
activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dense(1,
activation='sigmoid')
])
model.compile(loss='binary_crossentropy',
optimizer='adam')

# Initialize grader machine with default values
blade_angle = 0
blade_lift = 0
blade_pitch = 0

# Loop to continuously receive GPS data and
adjust grader machine settings
while True:
    # Read GPS data from serial port
    gps_data = gps_port.readline().decode('utf-
8')
    if gps_data.startswith('$GPGGA'):
        gps_data = gps_data.split(',')
        lat = float(gps_data[2][:2]) +
float(gps_data[2][2:])/60
        if gps_data[3] == 'S':
```

```

lat = -lat
lon = float(gps_data[4][:3]) +
float(gps_data[4][3:])/60
if gps_data[5] == 'W':
lon = -lon

# Use neural network to determine blade
angle and lift based on GPS coordinates
input_data = np.array([[lat, lon]])
blade_angle, blade_lift =
model.predict(input_data)
blade_angle = int(blade_angle * 20) - 10
blade_lift = int(blade_lift * 10) - 5

# Determine blade pitch based on GPS
speed
if float(gps_data[7]) > 10:
blade_pitch = 5
else:
blade_pitch = 0

# Send grader machine commands to
adjust blade angle, lift, and pitch
# (code to send commands to grader
machine omitted for brevity)

time.sleep(1)

```

Програма зчитує GPS-дані з послідовного порту, використовує нейронну мережу для визначення кута нахилу та підйому відвалу на основі GPS-координат і регулює крок руху відвалу на основі GPS-швидкості. Нейронна мережа попередньо навчається на наборі даних із GPS-координатами та відповідними значеннями кута нахилу й підйому відвалу. Процес навчання залежатиме від конкретного завдання та набору даних. Код для надсилання команд грейдера не наводиться для стислості викладу матеріалу.

Висновки

У цій роботі розглянуто особливості використання нейромережних технологій, систем машинного контролю та навчання для підвищення продуктивності грейдерів.

Проведено формалізований опис завдання аналізу та прогнозування стану об'єктів в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень інтелектуальної системи дорожньої машини. Зазначена формалізація допомагає описати процеси, що проходять в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень під час розв'язання завдань аналізу та прогнозування стану об'єктів інтелектуальної системи дорожньої машини.

Критерієм ефективності зазначеної методики пропонується використовувати оперативність процесу аналізу та прогнозування стану об'єкта.

Розглянуто питання впливу ґрунтових умов на ефективність роботи GNSS-систем.

Література

1. Коротков А., Потапенко А. Використання нейронних мереж для керування будівельними машинами. *Науковий вісник НЛТУ України*. 2019. Вип. 29.5. С. 113–119.
2. Коротков А., Потапенко А. Аналіз методів керування будівельними машинами з використанням нейронних мереж. *Матеріали XXIII Міжнародної науково-технічної конференції «Наукові досягнення сучасності»*. 2019. С. 72–73.
3. Шимко Р., Потапенко А. Використання нейронних мереж для підвищення ефективності керування будівельними машинами. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2021. Вип. 1(57). С. 30–35.
4. Шимко Р. Використання нейронних мереж для керування рухом будівельних машин. *Енергетика, електротехніка, енергозбереження*. 2020. Вип. 3(54). С. 32–36.
5. Development of a method for training artificial neural networks for intelligent decision support systems / V. Dudnyk *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2020. Vol. 3. No. 2 (105). P. 37–47.
6. Development of an advanced method of finding solutions for neuro-fuzzy expert systems of analysis of the radioelectronic situation / H. Pievtsov et al. *EUREKA: Physics and Engineering*. 2020. No. (4). P. 78–89.
7. Development of complex methodology of processing heterogeneous data in intelligent decision support systems / P. Zuiev et al. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2020. Vol. 4. No. 9 (106). P. 14–23.
8. Complex Methods of Processing Different Data in Intellectual Systems for Decision Support System / A. Shyshatskyi et al. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*. 2020. Vol. 9. No. 4. P. 5583–5590.
9. Çavdar A. B., Ferhatosmanoğlu N. Airline customer lifetime value estimation using data analytics supported by social network information. *Journal of Air Transport Management*. 2018. Vol. 67. P. 19–33.
10. Ramaji I. J., Memari A. M. Interpretation of structural analytical models from the coordination view in building information models. *Automation in Construction*. 2018. Vol. 90. P. 117–133
11. Development of an algorithm for complex processing of geospatial data in the special-purpose geoinformation system in conditions of diversity and uncertainty of data / A. Koshlan et al. *Eastern-*

- European Journal of Enterprise Technologies*. 2019. Vol. 5. No. 9 (101). P. 16–27.
12. The method of improving the efficiency of routes selection in networks of connection with the possibility of self-organization / N. Kuchuk et al. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*. 2019. Vol. 8. No. 1. P. 1–6.
 13. Zhdanov V. V. Experimental method to predict avalanches based on neural networks. *Лёд і Снег*. 2016. Vol. 56. No. 4. P. 502–510.
 14. Sreeshakthy M., Preethi J. Classification of human emotion from deep EEG signal using hybrid improved neural networks with Cuckoo search. *Brain: Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience*. 2016. Vol. 6. No. 3–4. P. 60–73.
 15. Abaci K., Yamacli V. Hybrid artificial neural network by using differential search algorithm for solving power flow problem. *Advances in Electrical and Computer Engineering*. 2019. Vol. 19. No. 4. P. 57–64.
 16. Mishchuk O. S., Vitynskyi P. O. Neural network with combined approximation of the surface of the response. *Research Bulletin of the National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute"*. 2018. No. 2. P. 18–24.
 17. Kazemi M., M. Faezirad M. Efficiency estimation using nonlinear influences of time lags in DEA Using Artificial Neural Networks. *Industrial Management Journal*. 2018. Vol. 10. No. 1. P. 17–34.
- References**
1. Korotkov, A., Potapenko, A. (2019) The use of neural networks for controlling construction machines. *Scientific Bulletin of the National Technical University of Ukraine*, no. 29.5, pp. 113–119.
 2. Korotkov, A., Potapenko, A. (2019) Analysis of methods for controlling construction machines using neural networks. *Proceedings of the XXIII International Scientific and Technical Conference "Scientific Achievements of the Present"*, pp. 72–73.
 3. Shymko, R., Potapenko, A. (2021) The use of neural networks to improve the efficiency of construction machine control. *Control, navigation and communication systems*, no. 1(57), pp. 30–35.
 4. Shymko, R. (2020) The use of neural networks to control the movement of construction machines. *Energy, electrical engineering, energy saving*, no. 3 (54), pp. 32–36.
 5. Dudnyk, V., Sinenko, Yu., Matsyk, M., Demchenko, Ye., Zhyvotovskiyi, R., Repilo, Iu., Zabolotnyi, O., Simonenko, A., Pozdniakov, P., Shyshatskiy, A. (2020) Development of a method for training artificial neural networks for intelligent decision support systems. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, no. 2 (105), pp. 37–47.
 6. Pievtsov, H., Turinskyi, O., Zhyvotovskiyi, R., Sova, O., Zvieriev, O., Lanetskii, B., Shyshatskiy, A. (2020) Development of an advanced method of finding solutions for neuro-fuzzy expert systems of analysis of the radioelectronic situation. *EUREKA: Physics and Engineering*, no. (4), pp. 78–89.
 7. Zuiev, P., Zhyvotovskiyi, R., Zvieriev, O., Hatsenko, S., Kuprii, V., Nakonechnyi, O., Adamenko, M., Shyshatskiy, A., Neroznak, Y., Velychko, V. (2020) Development of complex methodology of processing heterogeneous data in intelligent decision support systems. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, no. 9 (106), pp. 14–23.
 8. Shyshatskiy, A., Zvieriev, O., Salnikova, O., Demchenko, Ye., Trotsko, O., Neroznak, Ye. (2020) Complex Methods of Processing Different Data in Intellectual Systems for Decision Support System. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, no. 4, pp. 5583–5590.
 9. Çavdar, A. B., Ferhatosmanoğlu, N. (2018) Airline customer lifetime value estimation using data analytics supported by social network information. *Journal of Air Transport Management*, no. 67, pp. 19–33.
 10. Ramaji, I. J., Memari, A. M. (2018) Interpretation of structural analytical models from the coordination view in building information models. *Automation in Construction*, no. 90, pp. 117–133.
 11. Koshlan, A., Salnikova, O., Chekhovska, M., Zhyvotovskiyi, R., Prokopenko, Y., Hurskiy, T., Yefymenko, A., Kalashnikov, Y., Petruk, S., AShyshatskiy, A. (2019) Development of an algorithm for complex processing of geospatial data in the special-purpose geoinformation system in conditions of diversity and uncertainty of data. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, no. 9 (101), pp. 16–27.
 12. Kuchuk, N., Mohammed, A. S., Shyshatskiy, A., Nalapko, O. (2019) The method of improving the efficiency of routes selection in networks of connection with the possibility of self-organization. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, no. 1 (8), pp. 1–6.
 13. Zhdanov, V. V. (2016) Experimental method to predict avalanches based on neural networks. *Лёд і Снег*, no. 4 (56), pp. 502–510.
 14. Sreeshakthy, M., Preethi, J. (2016) Classification of human emotion from deep EEG signal using hybrid improved neural networks with Cuckoo search. *Brain: Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience*, no. 3–4, pp. 60–73.
 15. Abaci, K., Yamacli, V. (2019) Hybrid artificial neural network by using differential search algorithm for solving power flow problem. *Advances in Electrical and Computer Engineering*, no. 4 (19), pp. 57–64.
 16. Mishchuk, O. S., Vitynskyi, P. B. (2018) Neural network with combined approximation of the surface of the response. *Research Bulletin of the National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute"*, no. 2, pp. 18–24.
 17. Kazemi, M., M. Faezirad, M. (2018) Efficiency estimation using nonlinear influences of time lags

in DEA Using Artificial Neural Networks. *Industrial Management Journal*, no. 1 (10), pp. 17–34.

Єфименко Олександр Володимирович, канд. техн. наук, професор кафедри будівельних, дорожніх машин та обладнання, khadi_alef@gmail.com, ORCID: 0000-0003-0628-7893.

Плугіна Тетяна Вікторівна, канд. техн. наук, доцент кафедри автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій, plutan2016@ukr.net, ORCID: 0000-0001-6724-6708.

Єфименко Андрій Олександрович, аспірант кафедри будівельних, дорожніх машин та обладнання, andryefim@gmail.com.

Кулай Володимир Павлович, аспірант кафедри галузевого машинобудування та мехатроніки, Навчально-науковий інститут інформаційних технологій та робототехніки, «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», lykum339@gmail.com.

Харківський національний автомобільно-дорожній університет, 61002, Україна, м. Харків, вул. Ярослава Мудрого, 25.

Application of GNSS systems for automated control of working processes of graders with artificial intelligence

Abstract. Problem. Despite rather successful application of artificial intelligence to control graders, these systems have a number of disadvantages associated with their use: complexity of choosing the system architecture; batch learning and multi-epoch learning require significant time resources; many of the existing computational intelligence systems cannot determine the evolving rules by which the system develops; problems when considering a multitude of indicators that have a complex structure of relationships and contradict each other; difficulty of taking into account the indirect influence of interdependent components in conditions of uncertainty; non-linear character of mutual influence of objects and processes, non-stochastic uncertainty, non-linearity of mutual influence, partial inconsistency and significant interdependence of components. **Goal.** There is an urgent scientific task of developing a methodology for creating intelligent road vehicle control systems using artificial neural networks and fuzzy cognitive models. **Methodology.** The methodology of assessment and forecasting in intelligent decision support systems consists of the following sequence of actions: 1) input of initial data. At this stage, the initial data available on the object to be analyzed are entered. Initialization of the basic object state model is carried out; 2) identification of factors and connections between

them. Analysis of the models of multi-criteria evaluation of alternatives under conditions of uncertainty showed that the values of model parameters are often represented by intervals, as there are differences of opinion when obtaining parameter values. When there is interval and fuzzy information, it is advisable to use the fuzzy-interval method. **Results.** This paper briefly examines the features of using neural network technologies, machine control systems and training to increase the productivity of graders. A formalized description of the task of analyzing and forecasting the state of objects in intelligent decision-making support systems of the intelligent system of the road vehicle is carried out. The specified formalization allows us to describe the processes that take place in intelligent decision support systems when solving the tasks of analyzing and forecasting the state of objects of the road machine intelligent system. **Originality.** An overview of intelligent control systems that can be used for automated control of work processes of earthmoving machines with the use of artificial intelligence is presented, a methodology for implementing practical tasks is proposed. **Practical value.** An overview of intelligent control systems is presented, practical implementation in programming languages is proposed, the influence of ground conditions on the process of automated work is analyzed, the concept of assessment and forecasting methods in intelligent decision support systems for an intelligent system of graders is given.

Key words: non-mediated technologies, GNSS, GPS, intelligent system, algorithms, decision-making systems.

Yefymenko Oleksandr, Candidate of Technical Sciences, Professor of the Department of Construction and Road Machinery, khadi_alef@gmail.com, ORCID: 0000-0001-9905-8584.

Pluhina Tetiana, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Automation and computer-integration technologies, plutan2016@ukr.net, ORCID: 0000-0001-6724-6708.

Yefymenko Andrey, postgraduate student, the Department of Construction and Road Machinery, andryefim@gmail.com.

Kulai Volodymyr, post-graduate student, Department of Industrial Mechanical Engineering and Mechatronics of the Educational and Scientific Institute of Information Technologies and Robotics, National University "Yuri Kondratyuk Poltava Polytechnic", lykum339@gmail.com.

Kharkiv National Automobile and Highway University, 25, Yaroslava Mudrogo str., Kharkiv, 61002, Ukraine.