

## АВТОМАТИЗАЦІЯ ТА КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 625.085

DOI: 10.30977/BUL.2219-5548.2019.87.0.66

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КОНТРОЛЮ ЯКОСТІ РОБОЧИХ ПРОЦЕСІВ  
БУДІВЕЛЬНО-ДОРОЖНІХ МАШИН (БДМ)Плугіна Т.В.<sup>1</sup>, Єфименко О.В.<sup>1</sup><sup>1</sup>Харківський національний автомобільно-дорожній університет

***Анотація.** Проведено дослідження завдання інтелектуалізації систем контролю якості робочих процесів будівельно-дорожніх машин. Обґрунтовано концепцію безперервного контролю робочих параметрів з використанням штучного інтелекту, що базується на застосуванні нейронної мережі, здатної беззупинно прогнозувати роботу виконавчих механізмів БДМ у режимі реального часу.*

***Ключові слова:** нейронна мережа, сенсори, навчання, алгоритм, оптимізація, вплив, робочі органи.*

**Вступ**

Сьогодні, як ніколи, чітко окреслився вектор розвитку машинобудівельної індустрії. Це розвиток у напрямку проектування та розроблення досконалих автономних машин. Дослідницькі центри найвідоміших гігантів машинобудування, як-от: Volvo Construction Equipment, Caterpillar Tractor Co, KOMATSU LTD, LIEBHERR-INTERNATIONAL AG, Hitachi, HYUNDAI HEAVY INDUSTRIES, Terex тощо – активно працюють на передовій лінії сучасної науки та інженерії, намагаючись створити найдосконалішу модель, що пов'язує дві частини: створення алгоритмів машинного навчання та адаптації для вирішення підзавдань діагностування та прогнозування; розроблення фізичної виконавчої платформи (композиції датчиків, виконавчих механізмів, локалізація, контроль). Ці дві частини самокерованої машини можна асоціювати з його мозком і тілом. Стосовно БДМ завдання інтелектуалізації полягає у підвищенні ефективності функціонування робочих органів БДМ з ґрунтовим середовищем за рахунок алгоритмів адаптації в умовах обмеження часу на прийняття рішення.

**Аналіз публікацій**

Інтелектуалізацію робочого процесу можна реалізувати завдяки сукупності методів штучного інтелекту, мікропроцесорних засобів (програмованих контролерів, локальних регуляторів, пристроїв зв'язку з об'єктом, GPS-керування), елементна база яких постійно змінюється, удосконалюється [1].

Аналіз робіт з моделювання динаміки робочих процесів БДМ свідчить про доціль-

ність розроблення адаптивних систем, що функціонують на основі нейромережних технологій [2]. Запропоновано математичні моделі випадкових збурювань, що діють на БДМ з боку нерівностей мікропрофілю ґрунтової поверхні, а також викликані неоднорідністю властивостей дорожнього полотна. Для формування випадкових сигналів збурювань отримано вираження передатних функцій формуючого фільтра, що дозволяють урахувати змінну швидкість руху машини [3]. Однак розроблені моделі залежностей між параметрами БДМ, робочого органа й параметрами ґрунту не враховують інші інтенсифікатори.

Під час розв'язування практичних питань науки й техніки зазвичай виникає завдання ефективної організації обчислень. Деякі з цих завдань характеризуються великою розмірністю вхідних даних і тому потребують оброблення значних обсягів інформації. З іншого боку, багато завдань, пов'язаних з аналізом робочого процесу, моніторингом роботи виконавчих механізмів, характеризуються високою частотою надходження інформації про стан досліджуваного об'єкта й потребують прийняття оптимальних рішень у режимі реального часу. Зростання розмірності вхідних даних та багатократне використання одного й того ж фрагмента обчислень призводять до збільшення складності вирішення завдань. Тому необхідно вдосконалювати вже наявні та розробляти нові підходи до організації та використання обчислень на обчислювальних системах високої продуктивності [2, 3]. Одним із способів оптимізації обчислювального процесу є його паралеліза-

ція для подальшої реалізації на системах паралельної архітектури. Для здійснення паралельних методів та алгоритмів використовуються обчислювальні засоби універсального та спеціального призначення. На цей час розвиток універсальних обчислювальних систем здійснюється за чотирма основними напрямками: вектороконвеєрні, SMP (Symmetric Multi-Processing), MPP (massively parallel Processing) та кластери. Типовим прикладом SMP-систем є сучасні багатоядерні процесори від компанії Intel.

Нині стало можливе розроблення складних додатків у галузі нейромережних технологій, штучних нейронних мереж (ШНМ). З цього моменту теорія нейронних мереж стала одним із найбільш перспективних напрямів наукових досліджень машинобудування. Цьому сприяла сама природа паралельних обчислень і можливість адаптивного навчання нейронних мереж [4].

Унаслідок аналізу наявних публікацій зроблено висновок, що актуальним є дослідження, результати якого матимуть практичне застосування в удосконаленні робочих процесів БДМ.

#### **Мета і постановка завдання**

Метою роботи є підвищення ефективності систем контролю якості робочих процесів будівельно-дорожніх машин за рахунок застосування нейронної мережі, здатної безупинно аналізувати та прогнозувати роботу виконавчих механізмів БДМ.

Завдання роботи: аналіз процесу інтелектуалізації БДМ завдяки сукупності методів штучного інтелекту (нейромереж); обґрунтування завдання ефективної організації обчислень та оптимізації; приклад використання системи контролю якості робочого процесу.

#### **Застосування нейронних мереж у процесі інтелектуалізації БДМ**

Успішний розвиток теорії нейронних мереж за останнє десятиліття дозволив реалізувати низку глобальних властивостей. Найвідомішими з них є навчання, узагальнення та абстрагування. Властивість навчання полягає у здатності нейронної мережі змінювати свою поведінку залежно від стану навколишнього середовища. Завдяки саме цій властивості нейронні мережі привертають до себе значну увагу. Існує велике розмаїття алгоритмів навчання нейронних мереж, кожен з яких має свої сильні та слабкі сторони, але сьогодні ще не сформовано єдиної думки про

те, чого можна навчити нейронну мережу і як цей процес має проводитися. Властивість узагальнення дає змогу нейронній мережі знижувати чутливість до незначних флуктуацій вхідних сигналів. Поведінка штучної нейронної мережі залежить як від значення вагових параметрів, так і від функції збудження нейронів. Відомі три основних види [2] функції збудження: порогова, лінійна та сигмоїдальна. Для порогових елементів вихід устанавлюється на одному з двох рівнів залежно від того, більший або менший сумарний сигнал на вході нейрона певного порогового значення. Для лінійних елементів вихідна активність пропорційна сумарному зваженому входу нейрона. Для сигмоїдальних елементів залежно від вхідного сигналу вихід варіюється безперервно, але не лінійно, мірою зміни входу. Сигмоїдальні елементи мають більше схожості з реальними нейронами, ніж лінійні, але будь-який з цих типів можна розглядати лише як наближення.

Нейронна мережа є сукупністю великої кількості порівняно простих елементів – нейронів, топологія з'єднань яких залежить від типу мережі. Щоб створити нейронну мережу для вирішення завдань БДМ, необхідно вибрати, яким чином слід з'єднувати нейрони, і відповідним чином підібрати значення вагових параметрів на цих зв'язках. Чи може впливати один елемент на інший, залежить від установлених з'єднань. Вага з'єднання визначає силу впливу. Це завдання на перший погляд здається складним, але не обов'язково розробляти нейромережу – існує кілька десятків різних нейромережних архітектур, зокрема ефективність багатьох з них доведена математичною статистикою. Найбільш популярні та вивчені архітектури – це багатошаровий перцептрон, нейромережа із загальною регресією, мережі Кохонена, мережі Хопфілда, мережі Хеммінга та ін. [2].

На другому етапі варто навчити обрану мережу, тобто підібрати такі значення її ваг, щоб мережа працювала належним чином. У використовуваних на практиці нейромережах кількість ваг може становити кілька десятків тисяч, тому навчання – це, дійсно, складний процес. Для багатьох архітектур розроблені спеціальні алгоритми навчання, які дозволяють налаштувати ваги мережі певним чином. Залежно від функцій, що виконуються нейронами в мережі, можна виділити три їх типи: вхідні нейрони – це нейрони, на які подається вхідний вектор, що кодує вхідний вплив чи образ зовнішнього середо-

вища; у них зазвичай не здійснюються обчислювальні процедури, інформація передається з входу на вихід нейрона шляхом трансформаційних змін його активації; вихідні нейрони – це нейрони, вихідні значення яких представляють вихід мережі; проміжні нейрони – ці нейрони складають основу штучних нейронних мереж. У більшості нейронних моделей тип нейрона пов'язаний з його розташуванням у мережі. Якщо нейрон має тільки вихідні зв'язки, то це вхідний нейрон, якщо навпаки – вихідний. Однак може зустрітися випадок, коли вихід внутрішнього нейрона розглядається як частина виходу мережі. У процесі функціонування мережі здійснюється перетворення вхідного вектора у вихідний. Сукупність штучних нейронів, суматора та порогового елемента називається штучною нейронною мережею (рис. 1).

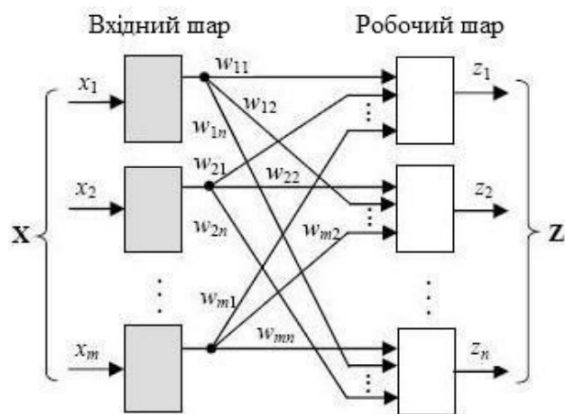


Рис. 1. Модель одношарової штучної нейронної мережі

### Принцип роботи системи безперервного контролю робочих параметрів БДМ

Традиційний контроль якості робочих процесів БДМ має обмежені можливості за багатьма параметрами. Найбільш важливе обмеження цих методів контролю якості – точкове тестування окремих робочих параметрів (температура, міцність, тиск, ущільнення тощо). Як правило, цей метод охоплює менше ніж 1% усього плану робіт. Вимір займає багато часу й проводиться тільки після виконання робочої операції. Одним із сучасних підходів вирішення такого класу завдань, пов'язаних з обмеженням методів точкового виміру, є застосування технологій безперервного контролю параметрів робочого процесу. Значні наукові дослідження й дослідно-конструкторські розробки в галузі автоматизації та інтелектуалізації БДМ ви-

конуються в США та інших країнах провідного машинобудування. Ведеться просування технології інтелектуального процесу дорожнього будівництва. Концепція безперервного контролю робочих параметрів з використанням штучного інтелекту ґрунтується на застосуванні нейронної мережі (нечіткої нейронної мережі), здатної безупинно прогнозувати роботу виконавчих механізмів БДМ у режимі реального часу.

Цей метод безперервного контролю робочого процесу оснований на гіпотезі, що технологічна машина й параметри зовнішнього середовища утворюють єдину динамічну систему, яка має унікальні характеристики [4, 5]. У промисловій практиці апаратні та програмні складники багатьох систем управління досі розробляються окремо, без урахування їх взаємодії між собою і з фізичним світом. І вже після розроблення системи управління, перевірки її на моделях усувається вплив різного роду невизначеностей шляхом використання спеціальних методів налаштування. Цей процес є трудомістким і дорогим, а з ускладненням систем – практично нездійсненним [6]. Принцип роботи системи безперервного контролю робочих параметрів БДМ, зокрема аналізатора робочого процесу, представлено на рис. 2.



Рис. 2. Функціональна схема аналізатора робочого процесу

За допомогою сенсорів визначається поточне значення основних параметрів роботи виконавчих механізмів БДМ, що залежать від мінливих умов експлуатації. Дані піддаються спектральному перетворенню Фур'є (модуль

FE) і класифікуються штучною нейронною мережею. Потім оцінюється якість робочого процесу, ґрунтуючись на знаннях. На виході використовується монітор або запис до протоколу, щоб відтворити процес під час експлуатації.

Вхідні дані нейронної мережі формуються з функцій, витягнутих з виходів відповідних сенсорів. Кількість вхідних вузлів нейронної мережі вибирається на основі кількості витягнутих ознак. Кількість вихідних вузлів залежить від необхідного дозволу класифікації (рис. 3).

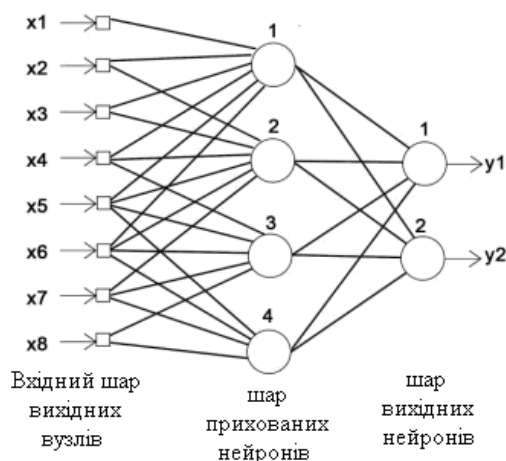


Рис. 3. Загальна структура нейронної мережі зі зворотним зв'язком

У випадку завдання, що вирішується в цій роботі, на вхід нейромережа отримує сигнали сенсорів зовнішніх збурень. На виході маємо число, що характеризує якість класифікації щодо моделі адаптації та прогнозування. Нейронна мережа піддається навчання. Використовується алгоритм навчання мережі зворотного поширення, заснований на алгоритмі Левенберга-Марквардта (LM). Алгоритм LM можна розглядати як інтерполяцію між методом Гаусса-Ньютона й методом градієнтного спуску [7]. Цей алгоритм забезпечує ітеративну процедуру визначення мінімуму багатомірної функції й обчислюється за формулою:

$$E = \frac{1}{2} \|e\|^2 = \frac{1}{2} \sum_k (e_k)^2. \quad (1)$$

За залежністю середньоквадратичної помилки від ітерації можна оцінити точність навчання. Навчання припиняється, коли помилка набору даних перестає зменшуватися.

Оцінка якості класифікації нейронної мережі є значенням функції втрат (перехресна ентропія), яка залежить від виходів нейронної мережі, а отже, і від усіх параметрів (ваг) нейронної мережі. Модель тим точніше апроксимує шукану залежність, чим менше значення має функція втрат. Таким чином, щоб навчити нейронну мережу, необхідно мінімізувати функцію втрат щодо ваг нейронної мережі. Саме так завдання навчання нейронної мережі зводиться до завдання багатовимірної оптимізації функції. Отже, мета навчання нейромережі – знайти такі значення параметрів (вагів), за умови яких помилка класифікації буде мінімальною. Одним з найпопулярніших методів оптимізації, що застосовуються для оптимізації нейронних мереж, є методи, основані на обчисленні градієнта. Існує багато технік і модифікацій для того, щоб пришвидшити збіжність методу. Градієнтний спуск (ГС) – це спосіб мінімізувати цільову функцію  $C(\theta)$ , де  $\theta \in R^d$  – параметри моделі, шляхом оновлення параметрів у напрямі, протилежному градієнту цільової функції  $\nabla_{\theta} C(\theta)$  [2]. Параметр  $\eta$  – означає крок алгоритму, який виконується в напрямку (локального) мінімуму. Інакше кажучи, відбувається рух у напрямку схилу по поверхні цільової функції, аж поки не буде досягнуто «долини». Існує три варіанти градієнтного спуску, які застосовуються залежно від кількості даних, що використовуються. Відповідно до кількості даних обирається «золота середина» між точністю оновлення параметрів і часом, необхідним для оновлення. Відомий також як пакетний градієнтний спуск, розраховує величину оновлення параметрів функції втрат на цілому датасеті.

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} C(\theta), \quad (2)$$

де  $\theta$  – параметри моделі;  $\eta$  – швидкість навчання – крок градієнтного спуску, який виконується в напрямку локального мінімуму. Оскільки необхідно розрахувати градієнти на цілому датасеті для того, щоб зробити одне оновлення, пакетний градієнтний спуск може дуже повільно сходиться і займати значний обсяг оперативної пам'яті. Пакетний градієнтний спуск також не дозволяє оптимізувати модель «онлайн», наприклад, коли датасет розширюється нальоту. Навпаки, стохастичний градієнтний спуск (СГС) вико-

нує оновлення параметрів для кожного екземпляра з навчальної вибірки  $(x^{(i)}; y^{(i)})$

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} C(\theta; x^{(i)}; y^{(i)}). \quad (3)$$

Пакетний ГС виконує надлишкові обчислення для великих масивів даних, оскільки розраховує градієнт для подібних екземплярів датасету, а потім лише раз оновлює параметри. СГС позбавлений такої надлишковості, оскільки виконує одне оновлення для кожного екземпляру. У зв'язку з цим, як правило, СГС сходиться набагато швидше, і може бути використаний для навчання нальоту. СГС виконує часті оновлення з високою дисперсією, що призводить до сильних флуктуацій цільової функції [2], як показано на рис. 4.

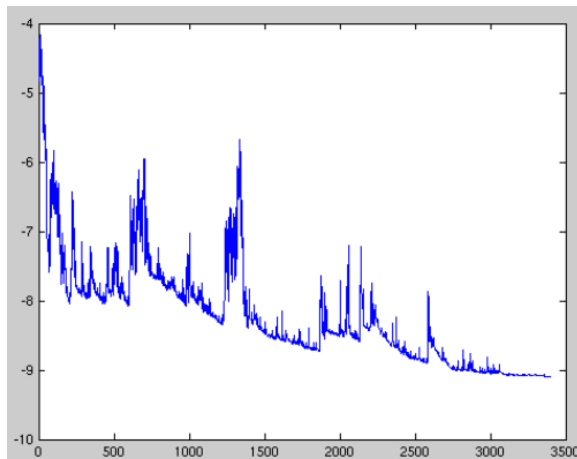


Рис. 4. Коливання СГС

У той час як пакетний ГС застрягне в ямі локального мінімуму, флуктуації СГС «вибивають» його з ями і, з одного боку, дозволяють йому перейти на нові й потенційно нижчі локальні мінімуми. З іншого боку, це в кінцевому підсумку ускладнює збіжність до точного мінімуму. Проте доведено, що якщо повільно зменшувати швидкість навчання, СГС поводить себе, як і пакетний ГС. Тобто сходиться до локального або глобального мінімуму для неопуклої та опуклої поверхні відповідно.

Нейронна мережа є обчислювальний граф, який може розрахувати функцію будь-якої складності. Інформація в нейронній мережі поширюється, починаючи від вхідного шару нейронів, через приховані шари до вихідного шару, і на вихідних нейронах отримується результат опрацювання сигналу. У мережах

такого виду немає зворотних зв'язків. Прикладом нейронної мережі прямого поширення є перцептрон Розенблатта, від якого й беруть свій початок нейромережі прямого поширення. У вершинах обчислювального графа знаходяться деякі оператори, що виконують перетворення над вхідними операндами. Так, у нейронах нейронної мережі зазвичай відбувається лінійна комбінація вектора вхідних сигналів і векторів ваг.

На рис. 5 наведена реалізація функції XOR на нейронній мережі з одним прихованим шаром. Для активації застосовано порогову функцію.

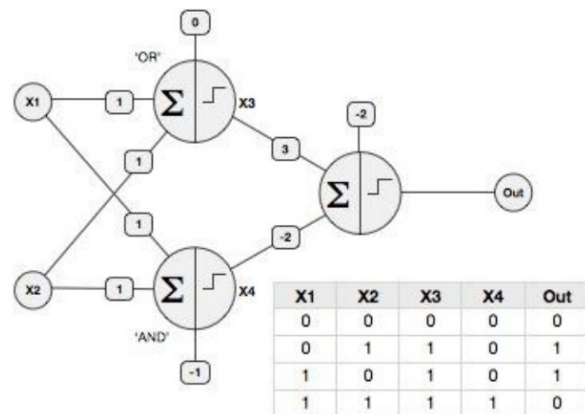


Рис. 5. Реалізація функції XOR у НМ

Розглянемо приклад вирішення завдання безперервного контролю робочого процесу БДМ. Робочий процес – ступінь ущільнення за умови ущільнення асфальтобетонних сумішей вібраційним котком. Фізико-механічні властивості та довговічність готового асфальтобетонного покриття суттєво залежать від ступеня його ущільнення. Зокрема чим вищий коефіцієнт ущільнення асфальтобетонного покриття, тим вища його стійкість до утворення пластичних деформацій, розтріскування та утворення вибоїн. Втомна довготривалість також залежить від ступеня його ущільнення. Здатність асфальтобетонної суміші ущільнюватися є одним з основних технологічних показників, який обумовлений температурою суміші під час ущільнення, гранулометричним типом суміші, маркою бітуму й характеристиками ущільнювальних засобів. У випадку контролю ущільнення на вхід нейромережа отримує сигнали датчиків ущільнення. На виході маємо число, яке характеризує якість класифікації щодо моделі адаптації.

Нейронна мережа піддається навчанню. Використовується алгоритм навчання мережі

зворотного поширення LM. На рис. 6 представлено залежність середньоквадратичної помилки від ітерації та оцінка точності навчання. Навчання припиняється, коли помилка validation набору даних перестає зменшуватися. Тестовий набір даних представлено червоною лінією, що показує узагальнювальну здатність мережі. Діаграма узагальнювальної здатності мережі показано на рис. 7.



Рис. 6. Точність навчання

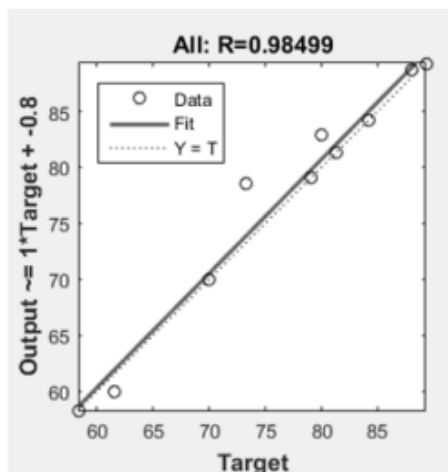


Рис. 7. Здатність нейронної мережі

Результати виміру щільності, фактично досягнутої під час випробувань, наведено в табл. 1.

Таблиця 1 – Результати використання аналізатора

Номер експерименту	Бажана щільність, %	Досягнута щільність, %			
		тест 1	тест 2	тест 3	тест 4
1	92	87,5	79,3	92,7	91,7
2	94	93,5	94,8	93,7	94,4

З проведених тестів зрозуміло, що аналізатор ущільнення можна використовувати для прогнозування щільності суміші під час ущільнення в реальних умовах.

## Висновки

В основі інтелектуалізації робочих процесів БДМ лежить концепція безперервного контролю робочих параметрів, що ґрунтується на застосуванні нечіткої нейронної мережі, здатної беззупинно аналізувати та прогнозувати роботу виконавчих механізмів БДМ у режимі реального часу.

Навчання нейронної мережі зводиться до завдання багатокритеріальної оптимізації. Розглянуто методи техніки оптимізації нейронних мереж, серед яких пакетний і стохастичний градієнтний спуск. Під час оптимізації часто виникають проблеми, зокрема застрягання у локальному мінімумі, замалий або занадто великий крок навчання тощо. Пропоновані методи вирішують ці проблеми. Запропонований метод зворотного поширення помилки дозволяє обчислити компоненти градієнта функції втрат щодо параметрів моделі. Дослідження показує, що для безперервного контролю якості робочих процесів БДМ можна використовувати двошарову нейронну мережу.

## Література

1. Пługина Т.В., Стоцький В.О. Задача інтелектуалізації сучасних будівельно-дорожніх машин // *Технология приборостроения*. – 2014. – С. 40–43.
2. Гархов Д.А. Нейронные сети. Модели и алгоритмы. – Москва: Радиотехника, 2010. – 82 с.
3. Єфименко О.В., Пługина Т.В., Мусаєв З.Р. Проектування будівельних та дорожніх машин шляхом порівняння їх комп'ютерного та фізичного дослідження // *Будівництво, матеріалознавство, машинобудування*. – 2017. – Вип. 97. – С. 99–106.
4. Єфименко О.В., Пługина Т.В. Модульна структура інтелектуальної системи будівельних й дорожніх машин // *Вісник ХНАДУ*. – № 74. – 2015. – С. 68–73.
5. Єфименко О.В., Пługина Т.В., Мусаєв З. Вибір оптимальних параметрів машин для земляних робіт на основі статистичного аналізу // *Вісник ХНАДУ*. – 2017. – Вип. 77. – С. 68–73.
6. Єфименко А.В., Пługина Т.В. Инновационная система ЗТМ для разработки грунта на основе GPS технологи // *Подъемно-транспортные, строительные и дорожные машины и оборудование*. – Днепро: ГВУЗ «ПГАСА», 2018. – С. 69–74.
7. Commuri S., Mai A.T., Zaman M. Calibration Procedures for the Intelligent Asphalt Compac-

tion Analyzer. ASTM Journal of Testing and Evaluation. – 2009. – 37(5).

### References

1. Pluhina T.V., Stotskyi V.O. Zadacha intelektualizatsiyi suchasnykh budivelno-dorozhnikh mashyn // Tekhnolohiya pryborostroenyia: spets. vyp. – 2014. – S. 40–43. [The task of intellectualization of modern road-construction machines] [in Ukraine].
2. Tarkhov D.A. Neyronnyye seti. Modeli i algoritmy. – M.: Radiotekhnika, 2010. – 82 s. [Neural networks. Models and Algorithms] [in Russia].
3. Yefymenko O.V., Pluhina T.V., Musayev Z.R. Proektuvannya budivelnykh ta dorozhnikh mashyn shlyakhom porivnyannya yikh kompyuternoho ta fizychnoho doslidzhennya // Budivnytstvo, materialoznavstvo, mashynobuduvannya. – 2017. – Vyp. 97. – S. 99–106. [Designing of Construction and Road Machines by Comparing Their Computer and Physical Research] [in Ukraine].
4. Yefymenko O.V., Pluhina T.V. Modulna struktura intelektualnoyi systemy budivelnykh y dorozhnikh mashyn // Vestnyk KHNADU. – № 74. – 2015. – S. 68–73. [Modular structure of the integral system of construction and road cars] [in Ukraine].
5. Yefymenko O.V., Pluhina T.V., Musayev Z. Vybir optimalnykh parametriv mashyn dlya zemlyanykh robot na osnovi statystychnoho analizu // Vestnyk KHNADU. – 2017. – Vip. 77. – S. 68–73. [The choice of optimal parameters of machines for earthworks on the basis of statistical analysis] [in Ukraine].
6. Yefimenko A.V., Pluhina T.V. Innovatsionnaya sistema ZTM dlya razrabotki grunta na osnove GPS tekhnologiy // Pod'yemno transportnyye, stroitel'nyye i dorozhnyye mashyny i oborudovaniye – Dnepr: GVUZ «PGASA», 2018. – S. 69–74. [Innovative ZTM system for the development of soil based on GPS technology] [in Ukraine].
7. Commuri S., Mai A.T., Zaman M. Calibration Procedures for the Intelligent Asphalt Compaction Analyzer. ASTM Journal of Testing and Evaluation. – 2009. – 37(5).

**Плугіна Тетяна Вікторівна**<sup>1</sup>, к.т.н., доцент, +380(99) 903-38-82, [plutan2016@ukr.net](mailto:plutan2016@ukr.net),

**Єфименко Олександр Володимирович**<sup>2</sup>, к.т.н., доцент, +380(95)012-42-62, [khadi.alef@gmail.com](mailto:khadi.alef@gmail.com),  
<sup>1,2</sup>Харківський національний автомобільно-дорожній університет.

### Intelligent control system of quality work processes of construction and road machines (CRM)

**Abstract.** The study of the intellectualization of control system of quality work processes of construction and road machines was carried out. The analysis of existing researches and publications has been made,

in which the main **problem** is highlighted, namely that the intellectualization **concept** of control system of quality work processes of CRM at this time is not enough. As a **result** of the analysis of existing researches and publications, the purpose of research is set, namely: analytical researches, the result of which will allow to increase of functioning efficiency arrangements of CRM with working environment using neural network and adaptation algorithm in a limited time decision. The concept of monitoring work parameters using artificial intelligence which is based on the neural network and is able to predict the work of CRM actuators in real time have been substantiated. The **result** of the research is selection of network learning algorithm, and also a scheme of analyzer work processes has been developed. This algorithm provides an iterative procedure for determining the minimum of a multidimensional function. The **practical value** lies in the fact that the method of back error propagation allows to calculate gradient components of loss functions regarding model parameters. The **originality** is in the fact that the results obtained prove using dual layer neural network for continuous monitoring quality of CRM workflow.

**Key words:** neural network, sensor, training algorithm, optimization, influence, working arrangements.

**Pluhina Tetiana**<sup>1</sup>, PhD, Associate Professor, tel. +380(99) 903-38-82, [plutan2016@ukr.net](mailto:plutan2016@ukr.net),

**Yefymenko Olexsandr**<sup>2</sup>, PhD, Associate Professor, tel. +380(95) 012-42-62, [khadi.alef@gmail.com](mailto:khadi.alef@gmail.com),

<sup>1,2</sup>Kharkiv National Automobile Road University, Yaroslava Mudrogo ave., 25, Kharkiv, Ukraine, 61000.

### Интеллектуальная система контроля качества рабочих процессов строительно-дорожных машин

**Аннотация.** Проведено исследование интеллектуализации систем контроля качества рабочих процессов строительно-дорожных машин. Проведен анализ существующих исследований и публикаций, в которых выделена основная проблема, а именно, что концепция интеллектуализации систем контроля качества рабочих процессов строительно-дорожных машин в настоящее время разработана недостаточно. В результате анализа выделена цель исследования: аналитические исследования, в результате которых будет возможно повышение эффективности функционирования органов БДМ с рабочей средой за счет нейросетей и алгоритмов адаптации в условиях ограниченного времени на принятие решения. Обоснована концепция непрерывного контроля рабочих параметров с использованием искусственного интеллекта, который базируется на применении нейронной сети, способной непрерывно прогнозировать работу исполнительных механизмов БДМ в режиме реального времени. Результатом исследования является выбор алгоритма обучения сети, разработана схема анали-

затора рабочего процесса. Данный алгоритм обеспечивает итеративную процедуру определения минимума многомерной функции. Предложен метод обратного распространения ошибки, решающий вычислить компоненты градиента функции потерь относительно параметров модели. Оригинальность заключается в том, что полученные результаты свидетельствуют об использовании двуслойной нейронной сети для непрерывного контроля качества рабочих процессов БДМ.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, сенсоры, обучение, алгоритм, оптимизация, влияние, рабочие органы.

**Плугина Татьяна Викторовна**<sup>1</sup>, к.т.н., доцент, +380(99) 903-38-82, [plutan2016@ukr.net](mailto:plutan2016@ukr.net),

**Ефименко Александр Владимирович**<sup>2</sup>, к.т.н., доцент, +380(95)012-42-62, [khadi.alef@gmail.com](mailto:khadi.alef@gmail.com),

<sup>1,2</sup>Харковский национальный автомобильно-дорожный университет, ул. Я/ Мудрого, 25, Харьков, Харьковская область, 61000.

---