

# НЕЙРОМЕРЕЖЕВА ІДЕНТИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТА КЕРУВАННЯ В СИСТЕМІ АВТОМАТИЗОВАНОГО ПРОЦЕСУ УКЛАДАННЯ АСФАЛЬТОБЕТОННОГО ПОКРИТТЯ

А.Г. Протасов, Я.В. Стешенко

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». 03056, м. Київ, Берестейський проспект, 37. E-mail: [a.g.protasov@gmail.com](mailto:a.g.protasov@gmail.com)

Статтю присвячено удосконаленню замкненої автоматизованої системи керування процесом укладання асфальтобетонного покриття шляхом розробки алгоритму нейромережевої ідентифікації об'єкта керування та інтеграції його в контур системи. На основі багатосарового перцептрона (perceptron) сформовано логічну схему, що відтворює нелінійний комплексний вплив термічних і механічних чинників на формування щільності покриття. Запропонований підхід дозволяє подолати ключову проблему традиційних аналітичних моделей, а саме, їхню низьку адаптивність до мінливих польових умов і необхідність постійного лабораторного перерахунку та калібрування емпіричних коефіцієнтів при переході до іншого складу суміші чи типу обладнання. Завдяки процедурі стандартизації вхідних ознак і застосуванню механізмів регуляризації вдалося знизити середню абсолютну помилку визначення щільності асфальтобетонного шару на тестовій вибірці. Це забезпечує підвищення точності та достовірності контролю, гарантуючи надійне виявлення потенційних зон недоуцільнення ще на етапі укладання суміші. Доведено високу обчислювальну ефективність алгоритму, оскільки експериментально зафіксований середній час інференції (inference time) нейромережевої моделі становить 4,038 мс, що підтверджує придатність моделі для систем реального часу. Для чисельного підтвердження переваг нейромережевого підходу було проведено порівняльний аналіз статистичних метрик точності для базової аналітичної моделі, класичної лінійної регресії та побудованого багатосарового перцептрона. Розглянуто збіжність фактичних і прогнозованих нейромережевою моделлю значень щільності асфальтобетонного покриття. Характер розподілу точок підтверджує, що розроблена структура MLP (Multilayer Perceptron) здатна з високою точністю відтворювати складні взаємозв'язки між вхідними технологічними чинниками та підсумковим показником якості без системних зміщень чи накопичення похибок на краях діапазону. Бібліогр. 8, табл. 1, рис. 2.

*Ключові слова:* автоматичне керування, асфальтобетонне покриття, нейромережева ідентифікація, багатосаровий перцептрон, час інференції

**Вступ.** Укладання асфальтобетонного покриття є одним із найчутливіших етапів дорожнього будівництва з точки зору керування якістю: температура суміші, тиск ущільнення та вологість повітря взаємодіють нелінійно, а відхилення будь-якого з параметрів від допустимого діапазону веде до передчасного руйнування покриття. Регулятор із внутрішньою моделлю (Internal Model Control, ІМС) є перспективним рішенням для керування таким процесом, однак його ефективність напряму залежить від точності моделі об'єкта, вбудованої в структуру регулятора. Традиційно цю модель отримують аналітично через диференціальні рівняння або передавальні функції, проте для реальних умов укладання такий підхід дає обмежені результати: калібрувальні коефіцієнти, визначені в лабораторії, змінюються при переході до іншого складу суміші чи обладнання, а самі залежності між керуючими діями та щільністю покриття є суттєво нелінійними. Використання нейромережевої ідентифікації може вирішити такі питання інакше: модель об'єкта будується безпосередньо

за даними вимірювань без необхідності виводити аналітичні вирази для кожного конкретного випадку. Нейронні мережі здатні відтворювати складні нелінійні відображення між вхідними та вихідними змінними процесу з високою точністю, що підтверджено для задач ідентифікації динамічних систем різної природи [1, 2]. Водночас поєднання нейромережевої моделі з ІМС-регулятором дозволяє зберегти аналітично обґрунтовані властивості цієї архітектури керування, позбувшись необхідності точної параметричної ідентифікації нелінійного об'єкта.

**Мета роботи** – вирішення інженерної задачі нейромережевої ідентифікації об'єкта керування для інтелектуальних систем дорожнього будівництва, що дозволить підвищити адаптивність традиційних аналітичних моделей до мінливих польових умов, які безпосередньо впливають на якість технологічного процесу.

**Аналіз останніх досліджень.** Проблемі розробки замкнених автоматизованих систем керування технологічними процесами при укладанні асфальтобетонних покриттів присвячено [3]. Застосування таких систем дозволяє підвищити

© Протасов А.Г., Стешенко Я.В., 2026.

Стаття опублікована за умовами відкритого доступу за ліцензією CC BY-NC (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)

якість асфальтобетонного покриття, оптимізувати витрати ресурсів і забезпечити відповідність готової продукції нормативним вимогам. Основним результатом дослідження авторів є розробка структурної схеми замкненої системи керування технологічним процесом, яку побудовано на принципі оперативного контролю та регулювання технологічних параметрів у процесі укладання асфальтної суміші, що дає змогу адаптувати процеси ущільнення та нагріву асфальтобетону до зміни зовнішніх факторів.

У [4] запропоновано інтелектуальну систему адаптивного керування, яка дозволяє вирішити проблему затримки реакції традиційних автоматизованих комплексів на стохастичні зміни зовнішніх чинників під час укладання асфальтобетону. Проте існують певні обмеження, які потребують подальшого вивчення. Верифікацію та валідацію системи було проведено переважно на ділянках із рівною геометрією та в обмеженому температурному діапазоні, що не повною мірою відображає складність робіт на об'єктах зі складним рельєфом, поворотами або ухилами.

Автори [5] розглянули проблему відсутності інструменту для безперервного контролю якості ущільнення гарячої асфальтобетонної суміші безпосередньо під час будівництва. Для вирішення цієї проблеми автори висунули гіпотезу, що вібраційний коток і шар гарячої суміші утворюють зв'язану динамічну систему, вібраційні характеристики якої змінюються в міру ущільнення матеріалу. На цій основі вони розробили аналізатор ущільнення, де нейронна мережа класифікувала весь частотний спектр прискорення барабана котка. Вхідними даними разом із вібраційними сигналами були: температура суміші, товщина шару й тиск ущільнення. Цільовою змінною виступав рівень ущільнення, виражений як клас, а не числове значення щільності.

Отримані результати підтвердили, що нейронна мережа здатна класифікувати рівні ущільнення в реальному часі з точністю, достатньою для польового контролю якості. Аналізатор успішно ідентифікував недоущільнені ділянки під час проходження котка, що давало оператору можливість вжити заходів до завершення робіт.

Разом із тим робота має кілька обмежень, важливих у контексті задачі ідентифікації об'єкта керування. По-перше, нейронна мережа виконувала класифікацію рівнів ущільнення, а не регресійне прогнозування числового значення щільності, що робить її непридатною безпосередньо як кількісну модель об'єкта в структурі регулятора. По-друге,

модель навчалась для конкретних типів суміші та потребувала повторного калібрування при переході до іншого матеріалу. По-третє, задача ідентифікації вирішувалась автономно, поза будь-якою структурою керування, тому питання використання отриманої моделі в алгоритмі регулятора залишилось поза межами дослідження.

У [6] автори порушили проблему недостатнього розвитку інтелектуального ущільнення для асфальтобетонних покриттів. Авторами було розроблено нейромережовий класифікатор на базі ANN (Artificial Neural Network) і проведено польовий експеримент із реальним вібраційним котком. У процесі ущільнення збирались вібраційні сигнали барабана, після чого виконувалась обробка сигналів із виділенням частотних ознак. Для з'ясування впливу структури прихованих шарів на якість класифікації розглядалось чотири конфігурації мережі з різною кількістю нейронів. Навчання та тестування проводились на польових даних конкретного будівельного об'єкта.

Результати показали, що ANN-класифікатор стабільно визначає рівень ущільнення в реальному часі, а його прогнози добре узгоджувались із вимірюваннями без'ядерного щільноміра. Автори зробили висновок про значний потенціал даного підходу для застосування в умовах реального будівництва. Як і в [5], нейронна мережа вирішувала задачу класифікації рівнів ущільнення, а не регресійного прогнозування числового значення щільності. Питання про те, як отримана модель могла б використовуватись у структурі регулятора, не розглядалось.

У [7] було розглянуто проблему недостатньої точності існуючих систем інтелектуального ущільнення, які враховують лише обмежений набір параметрів – зазвичай температуру або кількість проходів котка – без урахування складної взаємодії між технічними характеристиками обладнання, властивостями суміші та зовнішніми умовами.

Для побудови моделі прогнозування щільності автори розробили комплексну систему збору даних безпосередньо з котка, оснащеного GPS-модулем, інерційними датчиками (IMU), термодатчиками та акселерометрами. Дані збирались у процесі ущільнення гарячої суміші на реальних дорожніх об'єктах із одночасним відбором кернів для верифікації моделі. Після синхронізації за координатами, очищення від шумів і нормалізації сигнали подавались на вхід трьох моделей машинного навчання – XGBoost, ANN та Random Forest, які порівнювались між собою. Найбільш значущими факторами за результатами аналізу виявились:

температура суміші, амплітуда коливань барабана, швидкість руху котка та кількість проходів.

Найкращу точність показала модель XGBoost:  $R^2 = 0,94$ ,  $MAE = 0,018$  г/см<sup>3</sup>,  $RMSE = 0,026$  г/см<sup>3</sup>. На основі результатів прогнозування автори сформували інтерактивну карту ущільнення, що візуалізувала щільність у кожній точці покриття в реальному часі.

Разом із тим це дослідження має кілька вагомих обмежень. Модель тестувалась виключно на ділянках із рівною геометрією, тому її придатність для складних топографічних умов – ухилів і поворотів – не встановлена. Діапазон температур укладання в дослідженні становив 145...165 °С, тобто ефективність методу за нижчих температур залишається невизначеною. Ключовим обмеженням у контексті даної роботи є те, що модель розглядалась суто як інструмент прогнозування щільності, а не як внутрішня модель об'єкта в структурі регулятора. Питання про її застосування в алгоритмі керування залишилось поза межами дослідження.

Фундаментальну проблему теорії керування, а саме, як застосувати добре обґрунтовану архітектуру ІМС (In-Memory Computing) до нелінійних систем, для яких аналітична модель є або невідомою, або надто складною для практичного використання, порушили автори [8]. Вони запропонували використовувати нейронну мережу двояко – як пряму модель нелінійного об'єкта в структурі ІМС, так і інверсну модель для формування керуючого сигналу. Нейронна мережа навчалась апроксимувати нелінійне відображення вхід-вихід системи за даними спостережень. Окремо досліджувалось питання існування та характеристики інверсних операторів для класу нелінійних динамічних систем, оскільки інвертованість моделі є необхідною умовою застосовності підходу. Для верифікації концепції автори використали симуляційні приклади нелінійних систем різної складності.

Результати показали, що нейромережевий ІМС забезпечує якісне керування нелінійними об'єктами навіть тоді, коли лінійний регулятор не здатний забезпечити стійкість системи. Разом із тим робота має обмеження, які безпосередньо стосуються завдань даного дослідження. Уся верифікація проводилась виключно на симуляційних моделях без прив'язки до конкретних технологічних процесів. Точність нейромережевої моделі об'єкта та якість апроксимації інверсної динаміки залежать від обсягу та якості навчальних даних, що в умовах реального виробничого процесу з нестационарними характеристиками є нетривіальною проблемою.

Автори не розглядали питання практичної реалізації підходу для об'єктів із багатовимірними входами та виходами, де координатне ущільнення кількох контурів керування суттєво ускладнює задачу ідентифікації.

Аналіз вище розглянутих досліджень виявляє стійку закономірність: роботи, присвячені нейромережевому прогнозуванню щільності асфальтобетону [5, 6, 7], вирішують задачу ідентифікації об'єкта як автономну задачу прогнозування й не розглядають отримані моделі як компонент регулятора. Робота [8] вирішує обернену задачу – демонструє, як нейромережева модель об'єкта може використовуватись в ІМС-структурі, однак залишається в рамках симуляційних прикладів і не прив'язана до жодного конкретного технологічного процесу.

Таким чином, у літературі відсутні роботи, де нейромережева модель об'єкта будується на даних реального технологічного процесу укладання асфальтобетону й водночас розглядається як внутрішня модель для ІМС-регулятора замкненої системи керування. Саме ця прогалина є предметом даного дослідження. Для її усунення пропонується побудувати нейромережеву модель об'єкта керування на основі технологічних даних процесу укладання, верифікувати її точність порівняно з аналітичною моделлю, що використовується в раніше розробленій системі авторів [1, 2], та оцінити придатність отриманої моделі для інтеграції в ІМС-регулятор.

**Виклад основного матеріалу.** Для перевірки ефективності запропонованого методу нейромережевої ідентифікації було реалізовано комплексне комп'ютерне моделювання процесу ущільнення асфальтобетонного покриття в середовищі розробки Python із використанням бібліотек TensorFlow та Scikit-learn. На основі математичних залежностей, що враховують нелінійний термічний та механічний вплив на матеріал, було згенеровано масив даних обсягом 1000 стохастичних зразків. Кожен запис у базі даних містить інформацію про температуру навколишнього повітря, стан основи, поточну температуру суміші, вологість, швидкість руху й тиск котка.

Сформований масив даних пройшов процедуру випадкового розщеплення у класичному для інженерних задач співвідношенні: 64 % даних було спрямовано на безпосереднє навчання вагових коефіцієнтів, 16 % склали ізольовану валідаційну вибірку для запобігання перенавчанню, а решта 20 % сформували тестовий масив для фінальної перевірки точності ідентифікації. З огляду на суттєву

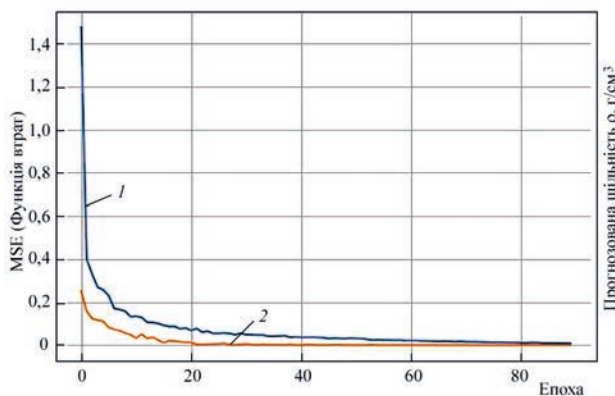


Рис. 1. Динаміка зміни функції втрат на етапах навчання та валідації MLP-моделі: 1 – навчання (Train Loss), 2 – валідація (Val Loss)

різницю в масштабах вимірювання фізичних величин, усі вхідні ознаки нормалізувалися за (1):

$$x' = (x - \mu) / \sigma, \quad (1)$$

де  $x'$  – стандартизоване значення ознаки;  $x$  – вихідне значення;  $\mu$  – середнє значення по вибірці;  $\sigma$  – стандартне відхилення.

Архітектура досліджуваної багат шарової нейронної мережі прямого поширення (MLP) містить вхідний шар, два приховані шари з кількістю нейронів 64 та 32 відповідно, а також один вихідний елемент із лінійною функцією активації для прогнозування числового значення щільності матеріалу. Для оптимізації навчання використано алгоритм Adam зі стартовим кроком 0,005, а критерієм зупинки виступила функція мінімізації середньоквадратичної помилки на валідаційних даних. Вихід кожного прихованого шару обчислюється за (2):

$$h = \text{ReLU}(Wx + b), \quad (2)$$

де  $h$  – вектор активацій шару;  $W$  – матриця вагових коефіцієнтів;  $x$  – вектор входів;  $b$  – вектор зміщень;  $\text{ReLU}(z) = \max(0, z)$  – функція активації.

**Результати та обговорення.** На рис. 1 наведено динаміку зміни функції втрат на етапах навчання та валідації мережі прямого поширення

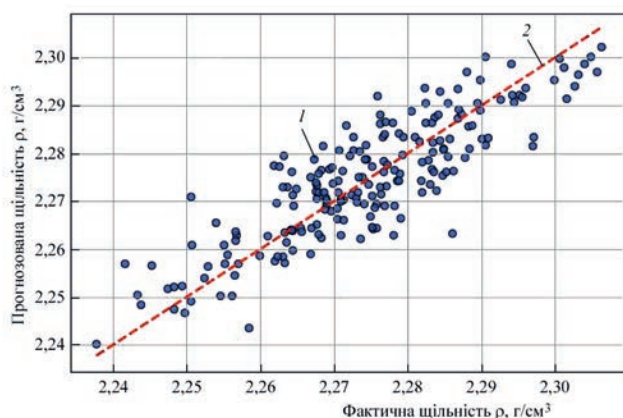


Рис. 2. Збіжність фактичних і прогнозованих нейромережевою моделлю значень щільності асфальтобетонного покриття: ● – прогнози MLP, -- – ідеальний збіг

MLP-моделі. Аналіз отриманого графіка зміни середньоквадратичної помилки дозволяє стверджувати, що процес навчання мережі пройшов стабільно. Початкове стрімке падіння значень функцій втрат як для навчального, так і для валідаційного масивів свідчить про високу швидкість адаптації оптимізатора до нелінійних властивостей імітованого об'єкта. Як видно з графіків, починаючи з тридцятої епохи, криві виходять на стійке плато, при цьому відсутність розходження між ними вказує на ефективну роботу регуляризації та повну відсутність ефекту перенавчання.

Для наочності якості ідентифікації доцільно розглянути розподіл прогнозів нейромережевої структури відносно фактичних значень цільової змінної на тестовій вибірці (рис. 2).

Представлене візуальне співвідношення показує, що сформована стохастична хмара прогнозів концентрується безпосередньо вздовж лінії ідеального збігу в межах реалістичного фізичного діапазону щільності 2,24...2,31 г/см³. Такий характер розподілу точок підтверджує, що розроблена структура MLP здатна з високою точністю відтворювати складні взаємозв'язки між вхідними технологічними чинниками та підсумковим показником якості без системних зміщень чи накопичення похибок на краях діапазону.

Для чисельного підтвердження переваг нейромережевого підходу було проведено порівняльний аналіз статистичних метрик точності для базової аналітичної моделі, класичної лінійної регресії та побудованого багат шарового перцептрона (табл.). Для оцінювання використовувались метрики (3)–(5):

$$\text{MSE} = (1/n) \sum (y_i - \hat{y}_i)^2; \quad (3)$$

$$\text{MAE} = (1/n) \sum |y_i - \hat{y}_i|; \quad (4)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\text{MSE}}, \quad (5)$$

де  $n$  – кількість зразків у тестовій вибірці;  $y_i$  – фактичне значення щільності;  $\hat{y}_i$  – значення, передбачене моделлю.

Числові значення помилок MAE та RMSE свідчать про високу прогностичну здатність нейромережевої моделі в межах робочого діапазону. Абсолютне відхилення прогнозу щільності від фактичних значень для MLP становить усього 0,0057 г/см³, що дозволяє системі своєчасно реагувати на найменші відхилення від технологічної норми та гарантувати точність ідентифікації недоущільнених ділянок.

#### Порівняння точності моделей об'єкта керування

| Модель                             | R <sup>2</sup> | MAE, г/см³ | RMSE, г/см³ |
|------------------------------------|----------------|------------|-------------|
| Аналітична модель [5]              | 0,7000         | 0,0284     | 0,0317      |
| Лінійна регресія                   | 0,8096         | 0,0050     | 0,0060      |
| MLP (нейромережева модель об'єкта) | 0,7296         | 0,0057     | 0,0071      |

Окремого аналізу потребує характер розподілу коефіцієнта детермінації. Вище значення  $R^2$  для лінійної регресії у поєднанні з низькою загальною дисперсією цільової змінної в стабільному технологічному коридорі вказує на те, що лінійна модель добре описує усереднену тенденцію. Водночас мінімальні значення абсолютних помилок нейромережі доводять її здатність компенсувати локальні нелінійні збурення, які класичні структури регресії ігнорують.

Окрім точності відтворення статичних характеристик об'єкта, ключовим фактором для побудови систем реального часу є швидкість обчислення керуючого впливу. Було проведено серію випробувань для оцінки часових витрат на інференцію сформованої моделі.

Результати оцінки часових характеристик підтверджують обчислювальну ефективність запропонованого рішення. Середній час інференції побудованої багатошарової нейромережі на один такт керування становить 4,038 мс. Такий показник швидкодії повністю задовольняє жорстким критеріям функціонування систем реального часу.

Зважаючи на те, що реальна швидкість руху дорожніх котків під час ущільнення гарячих сумішей зазвичай коливається в межах 2...5 км/год, просторове зміщення робочого органу за час одного обчислювального такту є мізерно малим. Це дозволяє використовувати розроблену MLP-структуру як внутрішню модель об'єкта в контурі ІМС-регулятора без ризику виникнення затримок у каналі формування керуючих впливів. Побудована модель здатна забезпечити безперервний і точний моніторинг динаміки формування фізико-механічних властивостей покриття безпосередньо в процесі його укладання.

## Висновки

Запропонований підхід нейромережевої ідентифікації об'єкта керування дозволив подолати ключову проблему традиційних аналітичних моделей, а саме, їхню низьку адаптивність до мінливих польових умов і необхідність постійного лабораторного перерахунку та калібрування емпіричних коефіцієнтів при переході до іншого складу суміші чи типу обладнання.

Процедура стандартизації вхідних ознак і застосування механізмів регуляризації дозволили знизити середню абсолютну помилку визначення щільності асфальтобетонного шару на тестовій вибірці до рівня 0,0057 г/см<sup>3</sup>, що забезпечує підвищення точності та достовірності контролю й гарантує надійне виявлення потенційних зон недоущільнення ще на етапі укладання суміші.

Доведено високу обчислювальну ефективність запропонованого алгоритму, який експериментально показав середній час інференції нейромережевої моделі у 4,038 мс, що підтверджує придатність моделі для використання в системі реального часу.

**Напрями наступних досліджень.** Попри досягнуті переваги, запропонований метод на поточному етапі має кілька недоліків, які визначають межі його застосування. Головним обмеженням розробленої моделі є її висока чутливість до чистоти вхідних даних, адже апаратні збої або високий рівень шуму польових датчиків, як-от оптичних пірометрів чи сенсорів тиску, можуть призвести до локальних спотворень прогнозу щільності. Крім того, архітектура багатошарового персептрона у поточному вигляді є статичною й не здатна враховувати накопичувальний ефект від зміни властивостей суміші впродовж усього робочого дня під впливом коливань температури навколишнього середовища.

У межах майбутніх досліджень планується зосередитися на вирішенні цих обмежень. Наступним кроком наукової роботи стане інтеграція в контур обробки сигналів алгоритмів фільтрації Калмана для мінімізації апаратних шумів вимірювальних пристроїв. Також планується здійснити перехід від класичної структури MLP до рекурентних нейронних мереж або мереж із довгою короткочасною пам'яттю (LSTM). Це дозволить враховувати часові послідовності та динаміку охолодження матеріалу в процесі кількох послідовних проходів котка, забезпечуючи адаптивне самонавчання системи керування безпосередньо під час виконання дорожніх робіт.

## Список літератури/References

1. Forgiione, M., Piga, D. (2021) Continuous-time system identification with neural networks: Model structures and fitting criteria. *European J. of Control*, **59**, 69–81. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejcon.2021.01.008>
2. Dong, A., Starr, A., Zhao, Y. (2023) Neural network-based parametric system identification: A review. *Intern. J. of Systems Science*, **54**(13), 2676–2688. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207721.2023.2241957>
3. Стешенко Я.В., Протасов А.Г. (2025) Автоматизована система керування технологічним процесом укладання асфальтобетонного покриття. *Технічна діагностика та неруйнівний контроль*, **2**, 30–35. DOI: <https://doi.org/10.37434/tdnk2025.02.05>  
Steshenko, Y. V., Protasov, A. G. (2025) Automated control system for the technological process of asphalt concrete coating laying. *Technical Diagnostics and Non-Destructive Testing*, **2**, 30–35 [in Ukrainian]. DOI: <https://doi.org/10.37434/tdnk2025.02.05>
4. Стешенко Я.В., Протасов А.Г. (2026) Інтелектуальна система адаптивного керування технологічним процесом укладання асфальтобетону на основі нейромережевих моделей. *Наукові новини КПІ*, **142**(1), 32–39. DOI: <https://doi.org/10.20535/kpissn.2026.1.350095>  
Steshenko, Y. V., Protasov, A. G. (2026) Intelligent system for adaptive control of the technological process of laying asphalt concrete based on neural network models. *KPI Science News*, **142**(1), 32–39 [in Ukrainian]. DOI: <https://doi.org/10.20535/kpissn.2026.1.350095>

5. Commuri, S., Mai, A.T., Zaman, M. (2011) Neural network-based intelligent compaction analyzer for estimating compaction quality of hot asphalt mixes. *J. of Construction Engineering and Management*, 137(9), 634–644. DOI: [https://doi.org/10.1061/\(asce\)co.1943-7862.0000343](https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0000343)
6. Xue, Z., Cao, W., Liu, S. et al. (2021) Artificial neural network-based method for real-time estimation of compaction quality of hot asphalt mixes. *Appl. Sci.*, 11(15), 7136. DOI: <https://doi.org/10.3390/app11157136>
7. Yu, S., Shen, S., Lu, M. (2023) Data sensing and compaction condition modeling for asphalt pavements. *Automation in Construction*, 154, 105021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.105021>
8. Hunt, K.J., Sbarbaro, D. (1991) Neural networks for nonlinear internal model control. *IEE Proc. D: Control Theory and Applications*, 138(5), 431–438. DOI: <https://doi.org/10.1049/ip-d.1991.0059>

## NEURAL NETWORK IDENTIFICATION OF CONTROL OBJECT IN THE SYSTEM OF AUTOMATED ASPHALT CONCRETE LAYING PROCESS

A.G. Protasov, Y.V. Steshenko

National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute». 37 Beresteysky Ave., 03056, Kyiv, Ukraine.  
E-mail: [a.g.protasov@gmail.com](mailto:a.g.protasov@gmail.com)

The article is devoted to the improvement of a closed-loop automated control system for the asphalt concrete paving process by developing an algorithm for neural network identification of the control object and its integration into the system circuit. Based on a multilayer perceptron, a logical structure has been formed that reproduces the nonlinear complex influence of thermal and mechanical factors on the formation of coating density. The proposed approach overcomes the key problem of traditional analytical models, namely their low adaptability to changing field conditions and the need for constant laboratory recalculation and calibration of empirical coefficients when switching to a different mixture composition or equipment type. It was possible to reduce the average absolute error in determining the density of the asphalt concrete layer on the test sample owing to the procedure for standardizing the input features and the use of regularization mechanisms. This provides increased accuracy and reliability of control, guaranteeing reliable detection of potential areas of under compaction even at the stage of placing the mixture. At the same time, the high computational efficiency of the algorithm has been proven, since the experimentally recorded average inference time of the neural network model is 4.038 ms, which confirms the suitability of the model for real-time systems. A comparative analysis of statistical accuracy metrics was conducted for the basic analytical model, classical linear regression, and the constructed multilayer perceptron to numerically confirm the advantages of the neural network approach. The convergence of the actual and predicted by the neural network model values of the density of asphalt concrete paving is considered. The nature of the distribution of points confirms that the developed MLP (Multilayer Perceptron) structure is capable of reproducing with high accuracy the complex relationships between the input technological factors and the final quality indicator without systematic biases or accumulation of errors at the range edges. 8 Ref., 1 Tabl., 2 Fig.

*Keywords: automatic control, asphalt concrete paving, neural network identification, multilayer perceptron, inference time*

### ORCID

Протасов А.Г. – <https://orcid.org/0009-0003-8770-7251>, Стешенко Я.В. – <https://orcid.org/0009-0003-5367-1529>

### КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів

### АВТОР ДЛЯ ЛИСТУВАННЯ

А.Г. Протасов

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». 03056, м. Київ, Берестейський проспект, 37.

E-mail: [a.g.protasov@gmail.com](mailto:a.g.protasov@gmail.com)

### РЕКОМЕНДОВАНЕ ЦИТУВАННЯ

А.Г. Протасов, Я.В. Стешенко (2026) Нейромережева ідентифікація об'єкта керування в системі автоматизованого процесу укладання асфальтобетонного покриття. *Технічна діагностика та неруйнівний контроль*, 03, 48–53.

DOI: <https://doi.org/10.37434/tdnk2026.03.04>

### ГОЛОВНА СТОРІНКА ЖУРНАЛУ

<https://patonpublishinghouse.com/ukr/journals/tdnk>

Отримано 12.08.2026

Отримано у переглянутому вигляді 28.08.2026

Підписано до друку 06.09.2026

Оприлюднено 22.09.2026

### НОВА КНИГА

Ниркова Л.І., Осадчук С.О. Корозійне розтріскування сталей магістральних газопроводів: оцінювання та запобігання. — Київ: Наукова Думка, 2023. — 216 с. ISBN 978-966-00-1845-7.



Монографію присвячено проблемі корозійного розтріскування трубних сталей магістральних газопроводів. Викладено результати багаторічних досліджень та висвітлено методологію щодо дослідження та оцінювання в лабораторних умовах схильності трубної сталі (на прикладі сталі Х70) до корозійного розтріскування за катодного захисту. Проаналізовано механізм корозійного розтріскування залежно від потенціалу поляризації. Наведено рекомендації для комплексного протикорозійного захисту лінійної частини магістральних газопроводів на потенційно корозійно-небезпечних ділянках. Зазначені результати впроваджено під час розроблення основних положень СОУ 60.3-30019801-070, ДСТУ Н Б А.3.1-29, зміни № 1 до ДСТУ 4219.

Для наукових та інженерно-технічних працівників, що досліджують питання забезпечення довготривалої корозійної та корозійно-механічної стійкості зварних трубопроводів.

З книгою можна ознайомитись в бібліотеці ІЕЗ ім. Є.О. Патона та в редакції журналу.