

Вплив юзу на рушійні компоненти поїзда – це важлива тема, яка охоплює динаміку колісних пар, рейок та гальмівних систем. Коли колесо поїзда втрачає зчеплення з рейкою і починає ковзати, це може призвести до кількох негативних наслідків:

Зношування колісних пар. Ковзаючі колеса створюють надмірне тертя між поверхнею колеса і рейкою, що прискорює зношування як самих коліс, так і рейок. Це явище особливо проявляється у вигляді площин на колесах, що призводить до нерівномірного навантаження на осі та рейки.

Вплив на ходову частину. Коливання, викликані юзом, можуть поширюватися через ходові частини поїзда, що призводить до збільшення вібрації та скорочення терміну служби підшипників, осьових коробок та інших компонентів. Ці вібрації можуть передаватися на кузов вагона, погіршуючи комфорт пасажирів та збільшуючи навантаження на конструкцію вагона.

Зниження ефективності гальмування. Юз також знижує ефективність гальмівних систем, оскільки колеса, що ковзають, не можуть ефективно сповільнювати поїзд. Це може призвести до подовження гальмівного шляху та збільшення ризику аварійних ситуацій, особливо на високих швидкостях.

Додаткове навантаження на рейки. Юз збільшує навантаження на рейки, що може призвести до їхньої деформації і навіть пошкодження. Це також створює додаткові ризики безпеки руху, особливо на ділянках з високими навантаженнями або в складних погодних умовах.

Одним з сучасних методів відстеження юзу є відстеження шляхом аналізу зміни швидкості коліс відносно руху поїзду на різних інтервалах часу. Головним недоліком цього методу є визначення ковзання при високих значеннях порогу. Коли поріг «ковзання» високий, саме ковзання важко виявити, а затримане виявлення збільшує ризик заклинювання коліс і, як наслідок, неминучого проковзування. Однак використання правильно натренованої штучної нейронної мережі має дати можливість проводити більш якісний аналіз зміни швидкостей колісних пар та визначати проковзування коліс з більшою точністю навіть на високих значеннях порогу.

Таким чином, пропонується дослідити можливості використання штучних нейронних мереж для удосконалення систем захисту від юзу та систем відстежування проковзування коліс.

УДК: 004.8

## НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ У РЕЖИМІ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ

Залуцька О.О., Кліменко В.І., Гладун О.В.  
(zalutsk.olha@gmail.com, ler.klimenko.8@gmail.com, olexandr.gladun@gmail.com)  
Хмельницький національний університет (Україна)

*Запропоновано нейромережеву модель для визначення емоційного стану людини у режимі реального часу. Особливістю запропонованої згорткової нейромережевої архітектури є можливість отримання інформації про емоційний стан людини, яка представлена у вигляді емоційних тегів, що відповідають емоціям радості, смутку, гніву, огиди, страху, здивування та нейтральної у режимі реального часу. Дана архітектура нейромережевої моделі дозволяє досягнути таких значень за метриками: Accuracy 0.89, Precision 0.9, Recall 0.89 та  $F_1$  0.89, що для мультикласової класифікації на 7 класів є високими показниками.*

У сучасному світі, де технологічний прогрес неухильно просувається вперед, розуміння та взаємодія з емоційною сферою людини стають не лише важливими, але й невід'ємною частиною щоденного життя. Емоції впливають на рішення, дії та взаємодію з оточенням. Проте, оцінка та розпізнавання емоційного стану залишаються складними завданнями для дослідників та розробників.

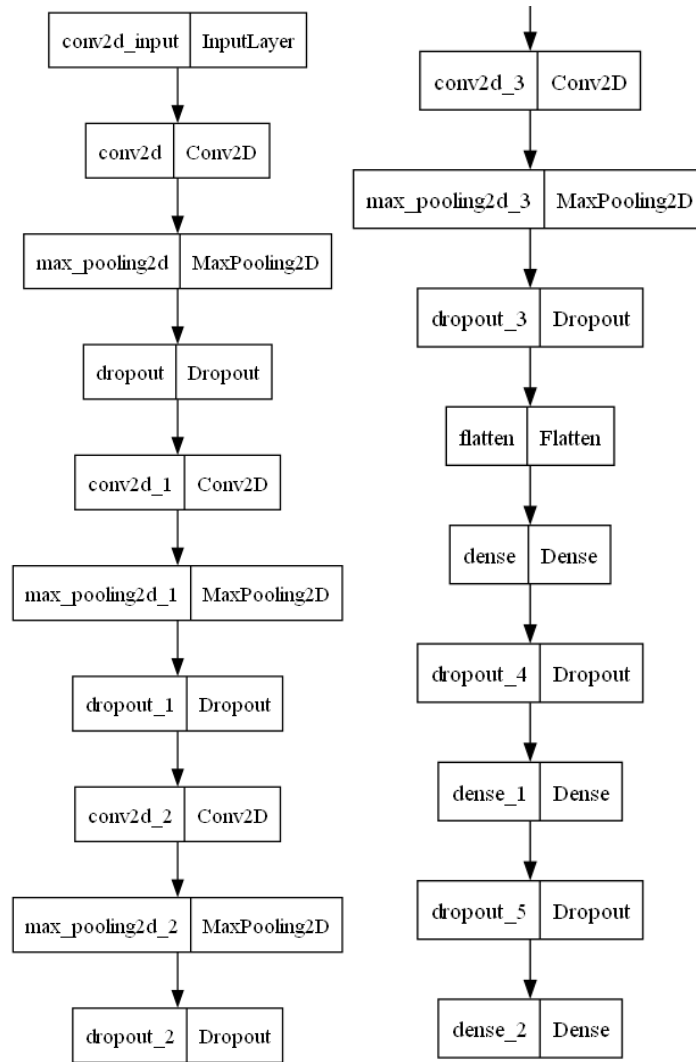


Рисунок 1 – Архітектура використовуваної згорткової нейромережі

У цьому контексті нейромережеві технології є надзвичайно потужним інструментом. Вони дозволяють автоматизувати процеси аналізу та інтерпретації емоцій, роблячи цей процес ефективнішим та точнішим. Зокрема, використання нейромереж для визначення емоційного стану людини в режимі реального часу відкриває нові перспективи у різних сферах життя.

Для реалізації мережі, що визначатиме емоційний стан людини, буде використано згорткову нейронну мережу, оскільки вони є одними з найефективніших моделей для обробки візуальних даних. CNN мають кілька ключових переваг над іншими типами нейронних мереж. Зокрема, вони здатні виявляти локальні ознаки на зображенні, такі як форми, кольори та текстури, що дозволяє їм автоматично розпізнавати ключові деталі, які вказують на емоційний стан людини. Також CNN зберігають просторову інформацію під час обробки цілих зображень, що дозволяє їм враховувати контекст та взаємозв'язки між різними частинами зображення при аналізі емоційного виразу [1].

Крім того, CNN автоматично витягують найбільш релевантні ознаки зображень під час навчання, що дозволяє моделі ефективно робити припущення про емоційний стан на основі візуальних даних. Вони також здатні працювати з дуже складними структурами зображень, враховуючи різні масштаби, орієнтації та різноманітність об'єктів. Завдяки цим характеристикам згорткової нейронної мережі є ідеальним вибором для завдань, пов'язаних з визначенням емоційного стану людини на основі фотографій. Запропонована нейромережева архітектура згорткового типу складається із 19-и шарів, що наведені на рисунку 1.

На рисунку 2 зображено схему етапів навчання нейромережевої моделі запропонованої архітектури. Метод навчання нейронної мережі призначений для адаптації моделі до набору вхідних даних шляхом встановлення оптимальних ваг та зміщень нейронів. Процес розпізнавання емоцій за допомогою згорткової нейронної мережі включає кілька етапів. Спочатку проводиться

підготовка даних: завантаження зображень з відповідними мітками, зміна їх розміру до стандартного формату та нормалізація значень пікселів. Наступним етапом є навчання моделі, що включає вибір архітектури, компіляцію з визначенням функції втрат і оптимізатора, та ітераційний процес налаштування ваг. Після навчання здійснюється валідація моделі для оцінки її точності та рівня помилок. Потім модель зберігається разом з її архітектурою та навченими вагами для подальшого використання. На заключному етапі визначаються емоційні стани на нових зображеннях або відео, з можливістю аналізу динаміки емоцій через графічні представлення.

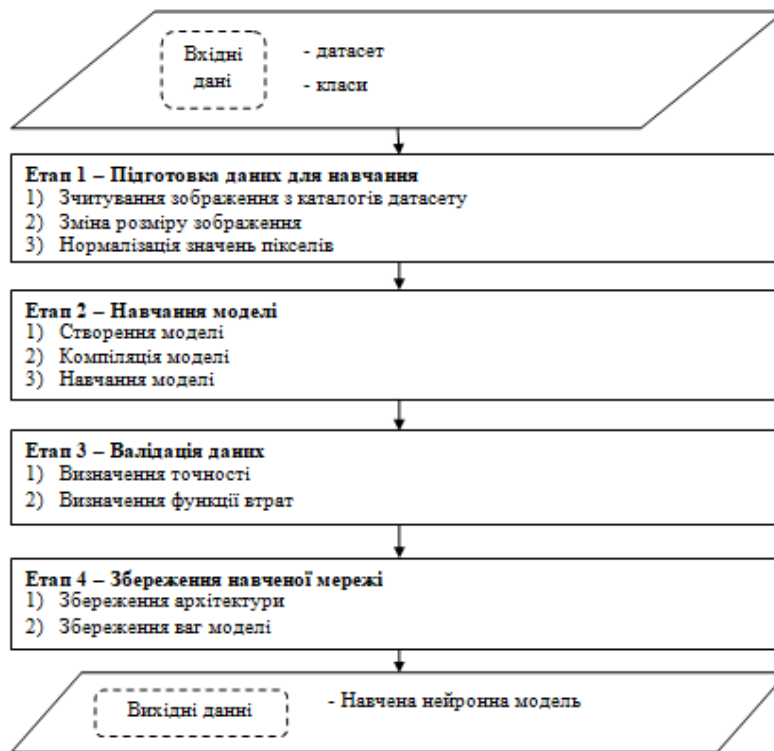


Рисунок 2 – Схема етапів навчання нейромережевої моделі запропонованої архітектури

Розроблена архітектура нейромережевої моделі дозволила отримати такі показники за метриками: Accuracy 0.89, Precision 0.9, Recall 0.89 та F1 0.89 в мультикласовій класифікації на 7 класів.

На базі розробленої нейромережевої моделі створено експериментальне ПЗ, яке довело практичну спроможність визначення емоційного стану людини у режимі реального часу (рисунок 3).

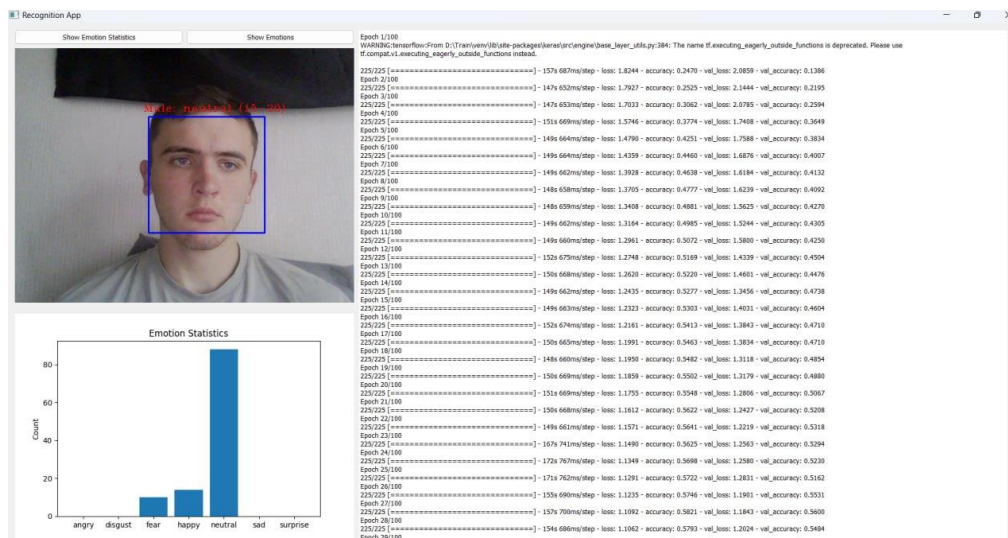


Рисунок 3 – Створена програмна реалізація

Отже, створено нейромережеву модель для визначення емоційного стану людини у режимі реального часу, що дозволяє ідентифікувати 7 емоційних станів із оцінкою Accurasy 0.89. Нейромережева модель імплементована у створене ПЗ.

#### Список використаних джерел

[1] Mazurets O., Uspenska K., Vit R., Tyschenko O. Intelligent System for Determining the Object Attributes Values by Neural Networks Means by Graphic Images in Databases. Current Trends in the Development of Scientific Research in Today's Conditions. Proceedings of XXV International scientific and practical conference. May 29-31, 2024. International Scientific Unity. Florence, Italy. 2024. Pp. 86-91.

УДК 004.896

## ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СФЕРІ КОЛАБОРАТИВНИХ РОБОТІВ

Запорізький В. В.(valentyn.zaporizkyi@nure.ua)

Харківський національний університет радіоелектроніки (Україна)

*В тезах розглянуті приклади застосування штучного інтелекту для покращення роботи колаборативних роботів. Особливо актуальним це є в розрізі значного прогресу в сфері штучного інтелекту. Аналіз прикладів застосування логічно розбитий на 3 основні категорії, для кожної з яких приведені поточні виклики, та приклади їх вирішення за допомогою технологій штучного інтелекту. У висновках проведена оцінка перспективу використання штучного інтелекту та визначені найперспективніші напрямки для подальших досліджень.*

### Вступ

Колаборативні роботи (коботи) є різновидом промислових роботів, які призначені для роботи з людьми в спільному робочому просторі. Вони пропонують більш інтерактивну і гнучку взаємодію з машинами ніж класичні роботи.

Впровадження технологій штучного інтелекту, машинного навчання та глибокого навчання потенційно можуть вивести технологію коботів на якісно новий рівень, дозволяючи їм навчатися в режимі реального часу та адаптуватися до мінливих умов без додаткового переналаштування. Окрім того, глибоке навчання може використовуватися для аналізу сенсорних даних та оптимізації дій коботів, що може дозволити знизити вимоги до якості налаштування. Це потенційно дасть можливість знизити витрати та підвищити ефективність робочих процесів, а також покращити взаємодію людини і робота.

### Актуальність теми.

В останні кілька років спостерігається значний прогрес у технологіях штучного інтелекту та підвищення попиту на їх інтеграцію. Підвищення попиту в свою чергу спричинило зниження цін на апаратне забезпечення, що дозволяє зробити інтеграцію технології економічно доступнішою. Окрім того поступово знижується складність програмної реалізації технології штучного інтелекту. Ці два аспекти призводять до значного розширення сфер застосування технології штучного інтелекту, та постійного пошуку нових.

Оскільки колаборативні роботи стали важливим елементом автоматизації у багатьох галузях та враховуючи особливості їх застосування, то корисним є вивчення поточних напрацювань з використання штучного інтелекту у сфері колаборативних роботів. Це дозволить оцінити перспективу використання штучного інтелекту та виявити найперспективніші напрямки для подальших досліджень.

### Інтеграція коботів з технологіями ШІ.

Огляд дослідження проводиться по трьом основним категоріям:

- Застосування ШІ для підвищення безпеки;
- Застосування ШІ для оптимізації виконання операцій;
- Застосування ШІ у процесі взаємодії з коботами.

### Застосування ШІ для підвищення безпеки.