
СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

УДК 004.855

О.К. КОЛЕСНИЦЬКИЙ¹, С.В. КУКУНІН², М.Ю. ДЕРЕВ'ЯНКО¹,
А.А. ПРЕПОДОБНИЙ МЕНДЕШ ДА МАЙА¹

РОЗПІЗНАВАННЯ НЕТИПОВИХ СИТУАЦІЙ НА ДОРОЗІ ЗА ДОПОМОГОЮ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

¹*Вінницький національний технічний університет*

21021, вул. Хмельницьке шосе, 95, м. Вінниця, Україна, E-mail: kolesnytskiy@vntu.edu.ua

²*Spotlight Media Labs, Inc.,*

1249 Lakeside Dr, Sunnyvale, California 94085, US, E-mail: sergey.kukunin@gmail.com

Анотація. Запропоновано інформаційну технологію розпізнавання нетипових ситуацій на дорозі та досліджено її програмну реалізацію. Для детектування та трекінгу об'єктів в реальному часі використовувалася згорткова нейронна мережа YOLO. Для виявлення нетипових ситуацій використовувався аналіз змін характеристик руху виявлених об'єктів.

Ключові слова: обробка зображень, нетипові ситуації, дорожньо-транспортні пригоди, згорткова нейронна мережа.

Аннотация. Предложена информационная технология распознавания нетипичных ситуаций на дороге и исследована ее программная реализация. Для детектирования и трекинга объектов в реальном времени использовалась сверточная нейронная сеть YOLO. Для выявления нетипичных ситуаций использовался анализ изменений характеристик движения выявленных объектов.

Ключевые слова: обработка изображений, нетипичные ситуации, дорожно-транспортные происшествия, сверточная нейронная сеть.

Abstract. The information technology of atypical situations recognition on the road is offered and its software implementation is investigated. YOLO convolutional neural network was used to detect and track objects on the road in real time. To identify atypical situations, we used an analysis of changes in the motion characteristics of detected objects.

Keywords: image processing, atypical situations, traffic accidents, convolutional neural network.

DOI: 10.31649/1681-7893-2019-38-2-38-44

ВСТУП

У сучасному світі кількість транспортних засобів зростає з кожним днем. Особливо ця тенденція помітна у великих мегаполісах, де інколи кількість автомобілів може перевищувати кількість жителів. Так, за даними статистики, за 2019 рік в Україні відбулося 160675 дорожньо-транспортних пригод, у яких постраждало 32736 людей, з яких загинуло 3454 людини [1]. Тобто ДТП є надзвичайно поширеним явищем в Україні, що призводить до великої кількості жертв серед населення. Крім цього, ДТП призводять до виникнення заторів і обмеження руху транспорту у містах, що негативно впливає на життєдіяльність всієї міської інфраструктури. Тому постає проблема моніторингу дорожньо-транспортної ситуації на дорогах міст та швидкого виявлення і реагування на ДТП. Швидке виявлення ДТП дозволить, по-перше, швидко надати допомогу постраждалим і тим самим зменшити смертність, а по-друге, зменшити тривалість заторів і тим самим підвищити ефективність транспортних потоків. Вирішення проблеми моніторингу дорожньо-транспортної ситуації на дорогах зараз вирішується встановленням камер відеонагляду. Чим більше буде камер, тим вище ефективність моніторингу. Але за камерами мають спостерігати оператори і

© О.К. КОЛЕСНИЦЬКИЙ, С.В. КУКУНІН, М.Ю. ДЕРЕВ'ЯНКО, А.А. ПРЕПОДОБНИЙ МЕНДЕШ ДА МАЙА, 2019

одному оператору рекомендують доручати не більше 9 камер. При кількості камер 427, як, наприклад, у Вінниці у системі «Безпечне місто» [2], потрібно буде 48 операторів в одній зміні, а якщо змін 3 і зарплата оператора 10000 грн., то в рік для бюджету міста це стане у 17 млн 280 тисяч грн. Сума немаленька. Тому для економії матеріальних та людських ресурсів є вихід – застосувати системи штучного інтелекту для автоматизованої обробки відео з камер спостереження. Загальний алгоритм такий – система штучного інтелекту моніторить відео з усіх камер і виявляє моменти на відео, коли відбулася нетипова ситуація і одразу сигналізує черговому оператору, щоб він передивився відео з певної камери у певному інтервалі часу і прийняв рішення про подальші дії (викликати чи ні швидку допомогу, пожежників та поліцію чи інші служби) в залежності від виду нетипової ситуації. До нетипових можна віднести не тільки ситуації з ДТП, а і ситуації, коли людині стало погано на вулиці і вона впала, чи коли транспортний засіб порушує ПДД – швидко рухається та хаотично маневрує, виявлення правопорушень, а також різні аварійні ситуації – впав стовб, ліхтар, буруля і т.д. і т.п.

Мета статті - дослідження можливості використання згорткових нейронних мереж для визначення нетипових ситуацій на дорозі за допомогою зображень, отриманих з камер відеоспостереження. Під нетиповими ситуаціями розуміються будь-які аномалії у поведінці об'єктів на зображенні: різка зміна швидкості руху, положення, напрямку, прискорення тощо.

1. СТРУКТУРА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ НЕТИПОВИХ СИТУАЦІЙ НА ДОРОЗІ НА ОСНОВІ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Вхідними даними для інформаційної технології розпізнавання нетипових ситуацій на дорозі є відеосигнал, який видає камера відеоспостереження. Перед обробкою даних відеопотік розбивається на ряд послідовних фреймів (кадрів), кожен з яких потім буде подано на вхід нейронної мережі. Задача нейронної мережі розпізнати на зображенні об'єкти, що беруть участь у дорожньому русі (автомобілі, пішоходи та ін.) та окреслити кожен із них прямокутником відповідних розмірів. Результатом роботи нейронної мережі стане ряд растрових зображень з вказівниками на положення та розміри кожного знайденого об'єкта. Кожен знайдений об'єкт характеризується розмірами (габаритними) та геометричним центром. Для даної задачі найкраще підходить згорткова нейронна мережа [3]. Цей вид нейронних мереж має ряд переваг та відмінностей, які є необхідними для отримання коректного та своєчасного результату. Далі використовується відстеження (tracking) знайдених об'єктів. Тобто на основі ряду послідовних кадрів обчислюються такі параметри кожного об'єкта як швидкість (напрямок та абсолютне значення) та прискорення. Миттєві значення цих параметрів пишуться у пам'ять і контролюються (порівнюються із наперед заданими імпірично визначеними порогоми). При перевищенні порогів робиться висновок про високу імовірність виникнення нетипової ситуації, про що повідомляється оператору із зазначенням періоду часу, в якому відбулася ця нетипова ситуація. Таким чином, запропонована інформаційна технологія розпізнавання нетипових ситуацій на дорозі складається з таких етапів:

1. Розбиття відеопотоку на ряд послідовних фреймів (кадрів).
2. Подання фреймів на вхід нейронної мережі.
3. Розпізнавання нейронною мережею об'єктів на зображенні, які беруть участь у дорожньому русі (автомобілі, пішоходи та ін.).
4. Окреслення кожного об'єкта на зображенні прямокутником відповідних розмірів.
5. Кожен знайдений об'єкт характеризується розмірами (габаритними) та геометричним центром.
6. Відстеження (tracking) знайдених об'єктів. Тобто на основі ряду послідовних кадрів обчислюються швидкість та прискорення кожного об'єкта.
7. Миттєві значення цих параметрів пишуться у пам'ять і контролюються (порівнюються із наперед заданими імпірично визначеними порогоми).
8. При перевищенні порогів робиться висновок про високу імовірність виникнення нетипової ситуації, про що повідомляється оператору.

2. АРХІТЕКТУРА ОБРАНОЇ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Згорткова нейронна мережа використовує відносно невеликий обсяг попередньої обробки, що зменшує складність навчання нейронної мережі. Основною операцією в згортковій нейронній мережі є згортка. Нейронна мережа за рахунок застосування спеціальної операції – власне згортки – дозволяє зменшити кількість інформації, що зберігається в пам'яті, за рахунок чого краще справляється з картинками більш високої роздільної здатності, і виділяє опорні ознаки зображення, наприклад, ребра, контури або грані. На наступному рівні обробки з цих ребер і граней можна розпізнати повторювані фрагменти текстур, які далі можуть скластися у фрагменти зображення [4].

Згорткова нейронна мережа складається з шарів входу та виходу, а також із прихованих шарів. До прихованих шарів належать: згорткові шари, агрегувальні шари, повноз'єднані шари та шари нормалізації (Рис. 1).

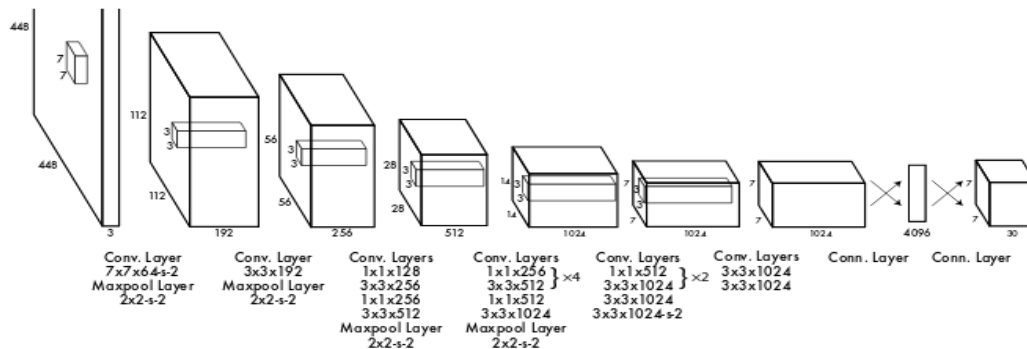


Рисунок 1 – Послідовність та розміри прихованих шарів згорткової нейронної мережі

В процесі роботи мережі вона розбиває зображення на сектори, які імовірно містять об'єкт. Далі цей регіон поступово проводять через ряд перетворень та поступово зменшують [5]. Отримане ядро перевіряють за допомогою векторів відмінностей та перевіряють наявність об'єктів конкретних класів [6].

Стандартною є двохетапна процедура пошуку. Але такі областно-базовані згорткові мережі являються недостатньо швидкими для роботи в реальному часі. На обробку кожного зображення потрібно забагато часу для використання цього методу у відеокерах [7]. Тому було запропоновано одноетапні процедури пошуку. Вони є менш точними, але дають значний приріст у швидкодії. Одним з кращих представників даної групи алгоритмів є YOLO [8]. Відмінністю даного алгоритму є відсутність повторного використання класифікаторів класів на кожному кроці згортки. Класифікація відбувається лише раз на оптимізованому зображенні.

Було застосовано нейронну мережу вище зазначеного типу, а також проведено її навчання для детектування автомобілів та пішоходів. Оскільки одноетапні алгоритми програють у точності детектування, було знижено поріг, при якому мережа стверджуватиме, що об'єкт детектовано, через неідеальність відео камер, можливу наявність перешкод та якість відео.

3. ОЗНАКИ НЕТИПОВИХ СИТУАЦІЙ ТА МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ АНОМАЛІЙ

Для того, щоб запропонувати метод пошуку аномалій на основі якихось ознак, потрібно чітко знати умови та дані, з якими потрібно працювати. А працювати потрібно з растровим зображенням, які надходять з потокового відео. При цьому отримувані зображення можуть бути не найкращої якості, що впливає на точність визначення. Також відомо кількість розпізнаних об'єктів на зображенні, які були отримані в результаті використання нейронної мережі. Основна інформація, яка використовується під час аналізу об'єкта:

1. Координати геометричного центру об'єкту відносно всього зображення (x та y – координати)
2. Розміри об'єкту (h – висота та w – ширина)

Для того, щоб зменшити навантаження на нейронну мережу, було запропоновано використовувати відстеження (tracking). Даний алгоритм аналізує кадри відео і видає положення рухомих цільових об'єктів на основі використання інформації попередніх кадрів [3].

Основна ідея визначення аномалій полягає у визначенні міжкадрових значень швидкості об'єкту, по яких обчислюється середнє значення та визначенні дисперсії швидкості, що являє собою середнє сподіванням зміни швидкості [9]. Тобто, якщо зміна швидкості або дисперсія не відповідає заданому порозу, можна констатувати, що виникла деяка аномалія на даному зображенні. На основі цієї ідеї було визначено основні параметри об'єкту, за допомогою яких здійснювався аналіз:

- U^X швидкість по X
- U^Y швидкість по Y
- U_{avg}^X середня швидкість по X
- U_{avg}^Y середня швидкість по Y
- dU^X зміна швидкості по X

- dU^Y зміна швидкості по Y
- σ^X дисперсія швидкості по X
- σ^Y дисперсія швидкості по Y

Тоді для деякого стану часу є наступні формули:

$$dU^X(t) = |U^X(t) - U^X(t - 1)| \quad (1)$$

$$U_{avg}^X(t) = \left| \frac{(dU^X + U_{avg}^X(t - 1))}{2} \right| \quad (2)$$

$$\sigma^X = \sqrt{|dU^X(t)^2 - U_{avg}^X(t)^2|} \quad (3)$$

Аналогічним чином визначається ці значення і для Y координати.

Як було сказано вище, потрібно ввести значення порогу θ_x та θ_y , що являють собою значення, перевищивши які, можна сказати, що даний об'єкт є аномальним. При цьому поріг має обмежувати значення зміни не лише згори, а й знизу, адже при незначних змінах, які прагнуть до нуля, значення середньої швидкості є настільки малим, що при незначному прискоренні об'єкту може дати досить вагоме відхилення, що може перевищити заданий поріг. Самі значення порогів є досить ситуативним значеннями і залежать від величини параметрів об'єктів. Тобто об'єкти, що розташовані близько до точки спостереження можуть мати більші значення зміни, ніж ті, що розташовані подалі. Відповідно до цього, значення порогу задають міру «чутливості» системи, більш чутлива система реагуватиме на незначні зміни об'єктів.

Відповідно до даних формул та міркувань здійснювалося визначення нетипових ситуацій на дорозі за допомогою аналізу змін основних характеристик об'єктів, що є в наявності.

4. РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ

Для запропонованої інформаційної технології розпізнавання нетипових ситуацій на дорозі на основі згорткової нейронної мережі було створено її програмну реалізацію. Для тестування були використані різні відео з різних камер, що дозволило протестувати систему у різних умовах. За результатами тестування програма виявила 67 із 74 автомобілів, які були присутні на відео та 23 з 32 аварій, що є досить гарним результатом для алгоритму, що працює з потоком даних в реальному часі. Приклад виявлення нетипової ситуації наведено на рисунку 2.

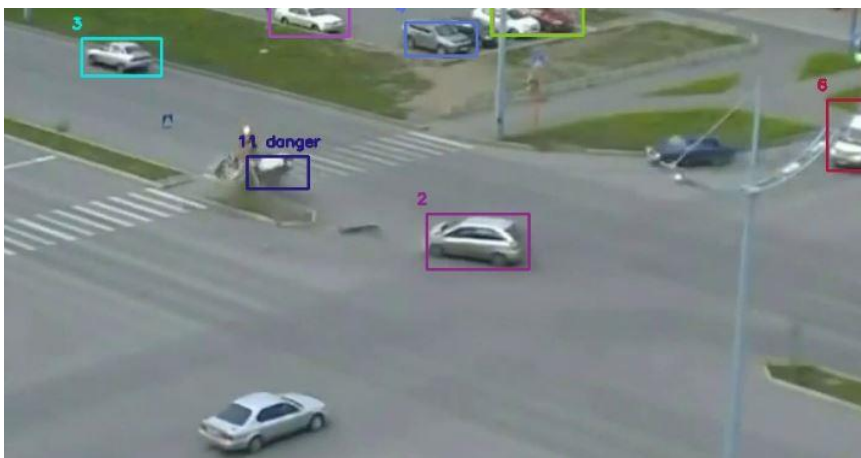


Рисунок 2 – Приклад виявлення нетипової ситуації

Аналізуючи результати тестування, можна помітити тенденцію, що на правильність роботи

програми значною мірою впливає точка перспективи. Тестування показало, що якщо камера не знаходиться вище дороги та знімає проїжджу частину зверху, то програма втрачає деякі об'єкти внаслідок їх повного перекриття. Також в таких випадках доволі часто в момент аварії програма «втрачає» одного або обох учасників аварії. Також на точність виявлення значною мірою впливають об'єкти типу стовпів, дровів чи інших статичних перешкод, які знаходяться між камерою та ділянкою, за якою ведеться спостереження.

Ще важливим фактором є «чутливість», про яку говорилось вище. Значення порогів суттєво впливають на виявлення нетипових ситуацій. Для прикладу можна взяти зміну характеристик одного об'єкту, наведені на рисунку 3 та рисунку 4.

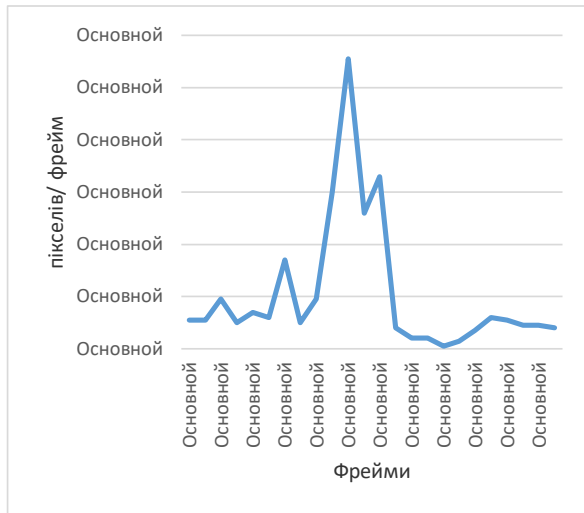


Рисунок 3 – Графік зміни швидкості

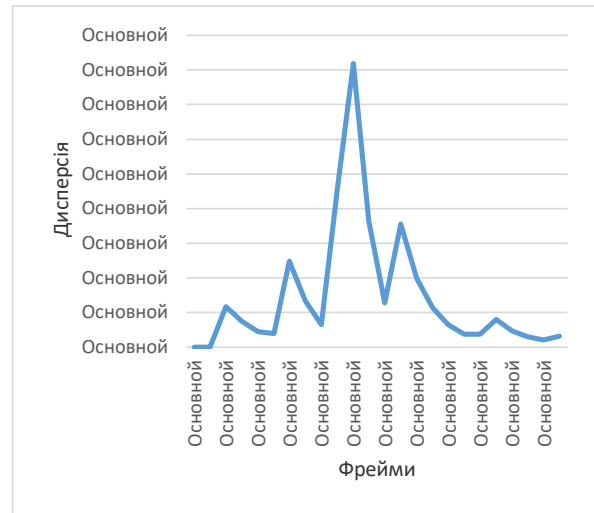


Рисунок 4 – Графік зміни дисперсії швидкості

Як можна спостерігати, завищений поріг згори, або занижений поріг знизу, може призвести до некоректного детектування. Тому в результаті дослідження потрібно було налаштувати значення порогів для кожного відео індивідуально, опираючись на перспективу і дальність до об'єктів.

Нижче наведена табл. 1, яка детально показує результати проведеного тестування виявлення об'єктів, що беруть участь у дорожньому русі.

Таблиця 1.

Результати тестування виявлення об'єктів дорожнього руху

	Знайдено	Очікуваний результат
Виявлено об'єктів в денний час	44	44
Виявлено об'єктів в нічний час	29	30
Виявлено об'єктів з наявністю перешкод перед камерою	16	20
Виявлено об'єктів без перешкод перед камерою	54	54
Виявлено об'єктів при низькому розташуванні камери	9	15
Виявлено об'єктів при поганій видимості (туман, дощ)	6	7
Виявлено об'єктів з нечіткою камерою	6	10
Виявлено об'єктів на великій швидкості	49	51

У табл. 2 наведено загальні результати тестування процесу розпізнавання об'єктів та нетипових ситуацій.

Таблиця 2.

Загальні результати тестування процесу розпізнавання нетипових ситуацій

	Визначення об'єктів	Визначення нетипових ситуацій
Наявні	74	32
Виявлені	67	23
Точність	90,5%	76,7%

Як видно із табл. 2, точність виявлення нетипових ситуацій 76,7% є недостатньою для практичного застосування, але в подальшому вона може бути покращена шляхом удосконалення запропонованого методу.

У подальшому планується використовувати для розпізнавання нетипових ситуацій на дорозі спайкінгові нейронні мережі [10]. Вони більш пристосовані для обробки динамічних зображень, ніж класичні нейронні мережі, до яких відносяться і згорткові. Крім того, спайкінгові нейронні мережі мають гарні перспективи для апаратної реалізації [11] та найкраще підходять для побудови операційного ядра нейрокомп'ютерів [12].

ВИСНОВКИ

У результаті даного дослідження було виконано тестування розробленої інформаційної технології виявлення нетипових ситуацій на дорозі на основі згорткових нейронних мереж. В результаті було створено програму, що здатна виявляти нетипові ситуації, ґрунтуючись на зміні параметрів руху об'єктів. Тестування програми показало, що вона має точність приблизно 77%, що є недостатнім для повноцінного практичного використання. Але результати є досить вагомими, щоб продовжувати покращення програми в майбутньому.

Для покращення програми потрібно збільшувати точність виявлення об'єктів шляхом застосування більш точних моделей згорткової нейронної мережі, а також запровадження більш точних алгоритмів відстеження об'єктів, що може покращити результати. Також у майбутньому є можливість покращення точності методів розпізнавання нетипових ситуацій шляхом використання більшої кількості характеристик руху об'єкту.

В загальному можна констатувати, що основну мету дослідження було досягнуто, а саме: було підтверджено, що згорткові нейронні мережі можливо використовувати не тільки для детектування об'єктів на дорозі, а і для виявлення нетипових ситуацій на дорозі за допомогою методів аналізу змін характеристик руху цих об'єктів.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Статистика ДТП в Україні [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://patrol.police.gov.ua/statystyka/>
2. Безпечне місто: У Вінниці встановлено вже більше 400 камер спостереження [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.myvin.com.ua/ua/news/events/53372.html>
3. Frank Millstein Convolutional Neural Networks in Python: Beginner's Guide to Convolutional Neural Networks in Python. CreateSpace Independent Publishing Platform, 2018. 120 с.
4. Sight Machine. Powering digital Manufacturing [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://sightmachine.com/>.
5. Глибокі Нейронні Мережі для Вирішення Завдань Розпізнавання і Класифікації Зображення [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://itcm.comp-sc.if.ua/2017/Sineglazov.pdf>.
6. Згорткова нейронна мережа – просте пояснення CNN та її застосування [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/cnn.html>
7. Artificial Intelligence (AI) vs. Machine Learning vs. Deep Learning [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://skymind.ai/wiki/ai-vs-machine-learning-vs-deep-learning>.
8. Darknet: Open Source Neural Networks and YOLO: Real-Time Object Detection [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://pjreddie.com/darknet/yolo>.
9. Щербакова Г.Ю. Теорія ймовірностей конспект лекцій. Одеса: Наука і техніка, 2005. 68 с.
10. В.Ф.Бардаченко, О.К.Колесницький, С.А.Василецький. Перспективи застосування імпульсних нейронних мереж з таймерним представленням інформації для розпізнавання динамічних образів// УСiМ.-2003-№6.- С. 73-82.
11. Колесницький О. К. Аналітичний огляд апаратних реалізацій спайкових нейронних мереж / О. К. Колесницький // Математичні машини і системи. – 2015. – №1, С.3-19. ISSN 1028-9763 [Електронний ресурс]. – Режим доступу - http://www.immsp.kiev.ua/publications/articles/2015/2015_1/01_2015_Kolesnytskyu.pdf
12. Neurocomputer architecture based on spiking neural network and its optoelectronic implementation / Oleh K. Kolesnytskyj; Vladislav V. Kutsman; Krzysztof Skorupski; Mukaddas Arshidinova, Proc. SPIE 11176, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2019, 1117609 (6 November 2019); doi: 10.1117/12.2536607

REFERENCES

1. Road accident statistics in Ukraine [Electronic resource]. - Access mode: <http://patrol.police.gov.ua/statystyka/>

2. Safe City: Over 400 surveillance cameras have been installed in Vinnitsa [Electronic resource]. - Access mode: <https://www.myvin.com.ua/en/news/events/53372.html>
3. Frank Millstein Convolutional Neural Networks in Python: Beginner's Guide to Convolutional Neural Networks in Python. CreateSpace Independent Publishing Platform, 2018. 120 p.
4. Sight Machine. Powering digital Manufacturing. - Access mode: <https://sightmachine.com/>.
5. Deep Neural Networks for Image Recognition and Classification Problems [Electronic resource]. - Access mode: <http://itcm.comp-sc.if.ua/2017/Sineglazov.pdf>.
6. Convolutional neural network - a simple explanation of CNN and its application [Electronic resource]. - Access mode: <https://evergreens.com/en/articles/cnn.html>
7. Artificial Intelligence (AI) Vs. Machine Learning Vs. Deep Learning [Online resource]. - Access mode: <https://skymind.ai/wiki/ai-vs-machine-learning-vs-deep-learning>.
8. Darknet: Open Source Neural Networks and YOLO: Real-Time Object Detection. - Access mode: <https://pjreddie.com/darknet/yolo>.
9. Shcherbakova G.Yu. Probability theory lecture notes. Odessa: Science and Technology, 2005. 68 p.
10. VF Bardachenko, OK Kolesnitsky, SA Vasiletsky. Prospects for the use of pulsed neural networks with timer representation of information for dynamic pattern recognition // USiM.-2003-№6.- P. 73-82.
11. Kolesnitsky OK Analytical review of hardware realizations of spike neural networks / OK Kolesnitsky // Mathematical Machines and Systems. - 2015. - №1, P.3-19. ISSN 1028-9763 [Electronic resource]. Access Mode - http://www.immsp.kiev.ua/publications/articles/2015/2015_1/01_2015_Kolesnytsky.pdf
12. Neurocomputer architecture based on spiking neural network and its optoelectronic implementation / Oleh K. Kolesnytskyj; Vladislav V. Kutsman; Krzysztof Skorupski; Mukaddas Arshidinova, Proc. SPIE 11176, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2019, 1117609 (6 November 2019); doi: 10.1117 / 12.2536607

Надійшла до редакції :17.05.2019 р.

КОЛЕСНИЦЬКИЙ ОЛЕГ КОСТЯНТИНОВИЧ – доцент, канд. техн. наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна
e-mail: kolesnytskiy@vntu.edu.ua.

КУКУНІН СЕРГІЙ ВОЛОДИМИРОВИЧ – Principal Full Stack Software Engineer, Spotlight Media Labs, Inc., 1249 Lakeside Dr, Sunnyvale, California 94085, US, E-mail: sergey.kukunin@gmail.com

ДЕРЕВ'ЯНКО МИРОСЛАВ ЮРІЙОВИЧ – магістрант кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна email: dereviankomiroslav77@gmail.com.

ПРЕПОДОБНИЙ МЕНДЕШ ДА МАЙА АРТУР АМАДЕЙОВИЧ – магістрант кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна email: artes287@gmail.com.