

Для забезпечення відповідності критерії мають ранг (коефіцієнти вагомості) для визначення яких використовують метод аналізу ієрархії. Для визначення ключових функцій платформи проводиться процедура експертної оцінки, тобто будуємо матрицю попарних порівнянь для кожного критерію і розрахуємо числові характеристики цих матриць: найбільшу власну величину, індекс послідовності та індекс послідовності зв'язків. Кожна матриця складається з середніх експертних оцінок, що стосуються пар альтернатив, які є інформаційними платформами для організації. Крім того, враховуючи, що у проведенні експертних опитувань беруть участь пересічні ІТ-спеціалісти, то для корегування отриманого результату скористаємося алгоритмом підвищення ступеня узгодженість матриці парного порівняння [4]. Застосування цих методів дозволяє перевірити результати досліджень і вибрати правильну версію хмарної платформи для забезпечення діяльності організації. Результати досліджень показують, що є відмінності між вагами, які призначає сам аудитор, і тими, які виявляються на основі його дій. Зазвичай можуть недооцінювати вагомості найбільш істотних критеріїв і завищуватиметься у незначних. Тому при призначенні ваг для згладжування суб'єктивізму використовується метод попарних порівнянь [5].

Розрахунки показали, що найкращим інструментарієм для інформаційної підтримки організацій, що починають свою роботу є менеджер Multcloud, оскільки він має великий вільний дисковий простір, досягнутий за рахунок консолідації хмарних сховищ. Серед файлових менеджерів, слід зазначити: Multcloud і CloudHQ. Платформа CloudHQ поступається перед Multcloud. Multcloud може інтегрувати найбільшу кількість хмарних сервісів. Розширення первинного дискового простору файлових менеджерів досягається за рахунок інтеграції хмарних сховищ. CloudFuze виділяється як єдиний менеджер хмари, що забезпечує спільну роботу з документами. Можливість безкоштовного тестування надається за допомогою сервісу Cloud Managers.

#### Список використаних джерел

1. Zhurovskii M., Petrenko A. "E-science towards a semantic grid. Part 1: Combining WEB and GRID technologies", *System research and information technologies*, 2010, no 1, pp. 26–38.
2. Arman A. "A risk-aware application scheduling model in cloud computing scenarios", *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*, 2016, vol. 8, no 10, pp. 11–20.
3. Sasikala P. "Cloud computing: present status and future implications", *International Journal Cloud Computing*, 2011, vol. 1, iss. 1, pp. 23–36.
4. Ломакин В.В., Лифиренко М.В. Алгоритм повышения степени согласованности матрицы парных сравнений при проведении экспертных опросов / В.В. Ломакин, М.В. Лифиренко // *Фундаментальные исследования*. – 2013. – № 11. – С. 1798–1803.
5. Телипенко Е.В. Система поддержки принятия решений при управлении риском банкротства предприятия: автореф. дисс. канд. тех. наук: 05.13.10 – Новосибирск, 2013. – 24 с.

УДК 004.93

## ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ

Хропатий О.М., студ. гр. МКІн-171

Науковий керівник: Заровський Р.В., доцент кафедри ІКС ЧНТУ

Комп'ютерне бачення являє собою теорію та технологію створення комп'ютерних систем, що отримують будь-яку інформацію у вигляді зображень. Це можуть бути зображення з відеокамер, відеореєстраторів або навіть трьохвимірне зображення з медичного сканера. Одним з підрозділів комп'ютерного зору є і розпізнавання образів – предметів, тексту, тощо. Наприклад, розпізнавання автомобільних номерних знаків є досить вузькою, але дуже важливою справою у наш час.

В даний час системи автоматичного розпізнавання автомобільних номерів потрібні в різних галузях. Подібні системи дозволяють контролювати наявність автомобілів в зоні обслуговування, визначати час обслуговування автомобілів клієнтів, кількість вільних місць на парковці, фіксувати час перебування автомобіля в конкретній зоні, організовувати автоматичний в'їзд і виїзд автомобілів і т.д. Крім того, можливість автоматичного розпізнавання номера автомобіля є важливим аспектом контролю і забезпечення безпеки дорожнього руху з огляду на постійно зростаючу кількість автомобілів на дорогах.

Основний підхід для побудови такого роду систем — використовувати штучні нейронні мережі (багатопланові перцептрони, мережі квантування, мапи Кохонена, рекурентні мережі). Цей метод вимагає або великої кількості прикладів задачі розпізнавання (із правильними відповідями), або спеціальної структури нейронної мережі, що враховує специфіку даної задачі

Проведений аналіз сучасного стану найромережевих технологій дозволяє сформулювати висновок про те, що доцільність застосування конкретного типу НМ слід визначати на основі співставлення характеристик мережі з умовами прикладної задачі. До вказаних характеристик та умов відносяться:

- параметри навчальних даних,
- загальні обмеження процесу навчання,
- вимоги до обчислювальних потужностей,
- вимоги до вихідної інформації, обмеження технічної реалізації НМ,
- сфера застосування.

На практиці вимоги до обчислювальних потужностей визначаються максимальною кількістю прикладів (обсяг пам'яті), яку може запам'ятати мережа для досягнення необхідної достовірності прийняття рішення. У свою чергу достовірність прийняття рішення характеризується допустимими величинами максимальної та середньої помилки мережі на реальних даних які в загальному випадку можуть виходити за межі множини навчальних даних. Відповідно виникає задача екстраполяції результатів навчання НМ за межі навчальних прикладів. Відзначимо, що обчислювальна потужність мережі залежить від її типу та алгоритму навчання [1]. Ще однією вимогою може бути незмінність виходу мережі для різних прикладів з однаковими параметрами.

Вимоги до вихідної інформації НМ вказують на те в якому вигляді і має бути представлена ця інформація. Наприклад, при розпізнаванні слів може виникнути необхідність не тільки визначення ситуації "слово A51 присутнє", але й розрахунку ймовірності появи цієї ситуації. Також вимогою може бути необхідність визначення вербальних залежностей між вхідною та вихідною інформацією.

Сфера застосування визначає ЗЗІ в яких буде використовуватись НМ. На сьогодні достатньо дослідженим є використання НМ для розпізнавання образів та при проведенні оптимізаційних розрахунків. Відзначимо, що системи розпізнавання образів принципово відрізняються від систем аналізу тексту тим, що в них кількість вихідних та кількість комбінацій вхідних параметрів принципово обмежена. В системах аналізу тексту ця кількість принципово необмежена. В перспективі доцільно застосувати НМ з метою реалізації паралельних розрахунків в КС, що дозволить значно підвищити їх стійкість від багатьох типів атак з метою відмови в обслуговуванні. Крім того сфера застосування визначається пристосованістю мережі до автономного функціонування. Для цього в архітектурі НМ повинно бути передбачено можливість повної автоматизації процесу донавчання на експлуатації.

Для вирішення завдання розпізнавання номерних знаків найдоцільніше застосовувати рекурентні нейронні мережі, які в процесі роботи можуть зберігати інформацію про своїх попередні стани. Далі буде розглянуто принципи роботи таких мереж на прикладі рекурентної мережі Елмана.

Штучна нейронна мережа Елмана, відома так само як *imple Recurrent Neural Network*, складається з трьох шарів — вхідного (розподільного) шару, прихованого і вихідного (обробних) шарів. При цьому прихований шар має зворотний зв'язок сам на себе. На рис. 1 представлена схема нейронної мережі Елмана.

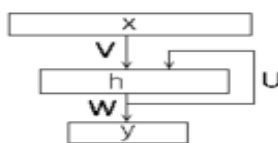


Рис. 1. Схема нейронної мережі Елмана

Існують декілька способів організації роботи рекурентної мережі:

- "Багато в один" (many-to-one) – прихований шар послідовно змінює свій стан, з його кінцевого стану обчислюється вихід мережі, цю схему можна використовувати для класифікації текстів;
- "Один у багато" (one-to-many) – прихований шар ініціалізується одним входом, з ланцюжка його наступних станів генеруються виходи мережі, цю схему можна використовувати для анотування зображень;
- "Багато в багато" (many-to-many) – на кожен вхід мережу видає вихід, який залежить від попередніх входів, цю схему можна використовувати для класифікації відео;
- "Багато в багато" (many-to-many) – прихований шар послідовно змінює свій стан, його кінцевий стан служить ініціалізацією для видачі ланцюжка результатів, цю схему можна використовувати для створення систем машинного перекладу і чатботів.

В загальному випадку системою автоматичного розпізнавання автомобільних номерів може бути програмний або апаратно-програмний комплекс, що виконує алгоритми автоматичного розпізнавання номерних знаків для автоматизації введення даних і їх подальшої обробки.

Автоматичне розпізнавання автомобільних номерів базується на наступних процедурах:

- Локалізація
- Нормалізація
- Сегментація
- Розпізнавання
- Синтаксичний аналіз

Перша процедура призначена для виявлення і локалізації на зображенні області з реєстраційним номером автомобіля. Далі знайдена область вирізається з вихідного зображення і розглядається окремо. Нормалізація полягає в приведенні розмірів і орієнтації отриманого на попередньому кроці зображення з номером до необхідного для подальшої роботи виду, тобто до зображення номеру зі стандартизованими кутами повороту та нахилу тексту. Тут виконуються геометричні перетворення, шумозаглушення, зміна яскравості і контрасту. Процедура сегментації забезпечує поділ зображення на знакомісця, тобто виділення областей окремих символів. Процедура розпізнавання призначена для формування рядка символів автомобільного номеру. Остання процедура (процедура синтаксичного аналізу) виконується для визначення елементів рядка, що містить символи номера. Дані елементи можуть відрізнитися відповідно

до стандартів країн реєстрації автотранспортних засобів. Наприклад, в Україні з 2015 року використовується стандарт ДСТУ 4278:2012 [2].

Приклади спільної роботи послідовних етапів нормалізації зображення номера і сегментації символів наведено на рис. 2. У верхньому рядку показані вихідні зображення номерів, у другому рядку – результат їх нормалізації, в нижньому рядку – результат сегментації символів на номері (кожен символ являє собою окреме зображення).



Рис. 2. Приклади роботи алгоритмів нормалізації зображення номера і сегментації символів

Отримані після сегментації зображення символів дозволяють застосовувати їх для вирішення задачі розпізнавання. Запропонований алгоритм сегментації дозволяє також визначити тип номерного знака, а отже, з'ясувати чи кожен із символів буквою або цифрою, що дозволить полегшити аналіз зображень на наступному етапі розпізнавання. Запропоновані досить прості моделі дозволяють виконувати операцію сегментації з високою ефективністю за якістю і швидкості, а також дозволяють в разі потреби без значних додаткових зусиль розширити число використовуваних моделей номерного знаку шляхом введення в розгляд інших можливих розташувань символів.

#### Список використаних джерел

1. Дэвид А. Форсайт, Джин Понс [Computer Vision: A Modern Approach Компьютерное зрение. Современный подход]. — М.: «Вильямс», 2004. — 928 с.
2. Знаки номерні транспортних засобів (Державний стандарт ДСТУ 4278:2004) [Чинний від 2004-02-20].—К.:Держстандарт України, 2004. – 22 с. – (Національний стандарт України).

УДК 004.738.5:004.77

## ПІДВИЩЕННЯ БЕЗПЕКИ ВИКОРИСТАННЯ ПРИСТРОЇВ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ ЗА ДОПОМОГОЮ ТЕХНОЛОГІЇ BLOCKCHAIN

СклярOVA Д.Ю., студентка групи КІ-162

Науковий керівник: Красножон О.В., старший викладач кафедри

біомедичних радіоелектронних апаратів та систем

Чернігівський національний технологічний університет

Інтернет речей (Internet of Things, IoT) – концепція мережі, що складається із взаємозв'язаних фізичних пристроїв, які мають вбудовані датчики, а також програмне забезпечення, що дозволяє здійснювати передачу і обмін даними між фізичним світом і комп'ютерними системами, шляхом використання стандартних протоколів зв'язку. Окрім датчиків, мережа може мати виконавчі пристрої, які вбудовано у фізичні об'єкти, і пов'язано між собою через дротові чи бездротові мережі.

Основною концепцією IoT є можливість підключення багатьох приладів та речей, які людина може використовувати в повсякденному житті: холодильник, кондиціонер, автомобіль, велосипед і навіть кросівки. Всі такі об'єкти повинні оснащуватися вбудованими датчиками (сенсорами), які мають можливість перетворювати інформацію, що надходить із навколишнього середовища, обмінюватися нею і виконувати різні операції в залежності від отриманої інформації [1].

За даними компанії Statista, більш, ніж 23 мільярди пристроїв підключено у всьому світі за допомогою технології IoT. На рисунку 1 зображено статистику, що показує реально існуючу (2015 – 2018 роки) та прогнозовану кількість підключених пристроїв у світі з 2019 по 2025 роки. Так до 2020 року встановлена база пристроїв зросте майже до 31 мільярду [2].

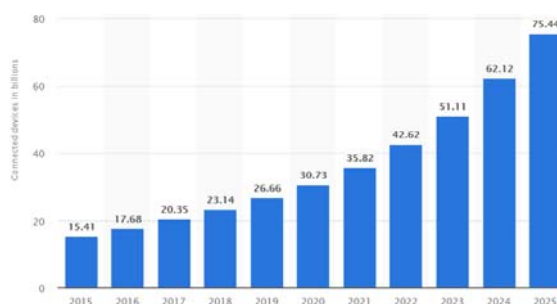


Рис. 1. Прогнозна статистика використання пристроїв IoT