

полягає у виявленні закономірностей формування статистичних даних та їх графічне відображення для визначення їх ефективних шляхів розвитку та функціонування.

Для реалізації поставленої мети здійснена постановка таких задач дослідження:

- обґрунтування та визначення критеріїв, які характеризують гістограми і визначають закономірність їх формування;
- вигляд різних видів гістограм на дисплеях моніторів;
- формування статистичних даних та їх ранжування;
- автоматизація створення гістограм різних видів на одній сторінці додатку;
- програмне забезпечення планується розробляти на мові програмування РНР.

Список використаних джерел:

1. Дослідження особливостей енергоспоживання в умовах ритміки методом гістограмного аналізу / Мацюк О.В., Приймак М.В., Назаревич О.Б., Шимчук Г.В. – ТНТУ ім. Івана Пулюя, 2010.
2. Статистика и планирование эксперимента в технике и науке (Т. 1. – Методы обработки данных) / Джонсон Н., Лион Ф. – М: издательство «Мир», 1980.
3. Передерій Л. В. Організаційно-економічний механізм синхронізації товарно-грошових потоків підприємства: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. екон. наук: спец. 08.00.04 «Економіка та управління підприємствами (переробна промисловість)» / Л. В. Передерій. – Донецьк, 2009.
4. Національна бібліотека України імені В. І. Вернадського [Електронний ресурс]: [Веб-сайт]. – Електронні дані. – Київ: НБУВ, 2013-2015. – Режим доступу: www.nbuv.gov.ua (дата звернення 30.03.2015) – Назва з екрана.

Орел А.В.

аспірант,

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут

імені Ігоря Сікорського»

ПРИКЛАДНЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ В ЕМОЦІОНАЛЬНИХ ОБЧИСЛЕННЯХ І РУСІ ЛЮДИНИ

Обмеження та мотиви машин.

Технологічні еволюції зробили свій внесок в усі сфери людського життя і дразнили їхні очікування все більше і більше протягом останніх двох десятиліть. Очікується, що машини діятимуть і будуть поводити себе як людина, що є дуже амбіційною вимогою. Головна відмінність полягає в інтелекті, який людина має на основі вивчених знань. Люди вивчають знання через спостереження, тренування та досвід. Машини не лише повинні мати знання, а також здатність думати, відчувати, виражати і вирішувати. Було

повідомлено про зусилля, спрямовані на надання інтелекту за допомогою різних підходів з частковими успіхами.

Машини тепер здатні вирішувати складні ситуації в одній області, де вони були підготовлені. Щоб дозволити їм вирішити складне завдання у кожній окремій сфері життя, нам потрібно навчити їх для кожного окремого розділу знань, що не є простим та життєздатним підходом. Випробування AI можна класифікувати у ситуаційному, психічному, текстуальному, візуальному / звуковому та гібридному термінах, не вдаючись до психологічних та фізіологічних технічних аспектів.

Виклики у виявленні людських емоцій.

Штучний інтелект (AI) в той чи інший спосіб є частиною нашого повсякденного життя. Це вивчення принципів про нормальних агентів та побудові компонентів, як це описано Russell і Norvig [1]. Цих агентів називають раціональними, що стосуються широти психічного ставлення [2; 3]. Тепер поняття раціональності є більш корисними для пояснення обмежень повсякденного життя людей [4]. Іншими словами, набори даних про нашу повсякденну діяльність тепер можуть бути легко записані та використані для аналізу або впровадження в системі, що базується на штучному інтелекті. Хоча існують деякі винятки, коли необхідні подальші розслідування та дослідження.

Однією з основних проблем є те, яким чином стежити за емоційним станом людини. Згідно з Shaver [5], основні емоції включають любов, радість, сюрприз, гнів, смуток і страх. Ця проблема додатково збільшується, коли потрібно знати вторинні та третинні емоції. Наприклад, первинна емоція «гнів» має шість вторинних емоцій, включаючи «роздратування», і для самого «роздратування» є шість різних третинних емоцій, а саме «загостреність», «непокоєння», «збудження», «прикрість», «болісність» і «досада». Крім того, необхідно також виявити інтенсивність емоції, оскільки людина може судити про рівень гніву або інші емоції. Виявлення не є неможливим, якщо сигнали мозку можуть перериватися та переводитись у емоційний стан відповідно. Інтерфейс «мозок-комп'ютер» (brain-computer interface – BCI), який іноді називають інтерфейсом «розум-машина» (mind-machine interface – MMI), – це область вивчення, де необхідні подальші дослідження для досягнення оптимальних цілей AI.

Виклики у виявленні людських почуттів.

З самого початку впровадження великих даних (big data), для методології видобутку даних (data mining) приділяється більше уваги наукового співтовариства. Аналіз тональності тексту (sentiment analysis) також називається аналізом тексту (text analysis) або виявленням думок (opinion mining), є одним з основних і найбільш складних завдань обчислення емоцій. Технологія розвинулася, і найближчим часом майбутні послуги та продукти будуть визначатися відповідно до громадської думки та відгуків. Це підвищить важливість аналізу тональності тексту та обчислення емоцій. Текстовий аналіз вимагає деяких ефективних алгоритмів для виявлення коректної тональності з тексту. Література показує, що тексти можна успішно проаналізувати та класифікувати у вузьких категоріях (бінарна полярність), наприклад, позитивні чи негативні, хороші або погані, тощо. Знову ж таки, ці досягнення є

частковими і потребують подальших досліджень, щоб аналізувати текст і дати докладні та бажані результати.

Вивчення думки (opinion mining) зазвичай використовується для класифікації оглядів продуктів або послуг. Розширивши основні, Syner [6] запропонував змінити методи класифікації оглядів на багатогалузеві, щоб отримати більш глибокий аналіз. Прочитавши текстовий абзац, людина може коментувати як об'єктивно, так і суб'єктивно. Для машин важче класифікувати текст у категоріях, а саме об'єктивних та суб'єктивних. Головна причина полягає в тому, що в деяких текстах суб'єктивність слів може в значній мірі залежати від їх контексту, тоді як в інших текстах об'єктивність абзацу може розраховуватись на деякі суб'єктивні пропозиції. Цю проблему можна вирішити, видаливши об'єктивні речення перед тим, як текст класифікується у двійковій полярності, як показав Pang [7].

Для цього існує кілька інструментів, які можна використовувати для виявлення думок (opinion mining). Деякі найбільш широко використовувані інструменти наведені нижче.

- Набір інструментів природної мови (NLTK): забезпечує бібліотеки для статистичної обробки природної мови, використовуючи мову програмування Python.

- OpenNLP: забезпечує бібліотеку для обробки природних мов на основі машинного навчання.

- DiscoverText: технології аналізу тексту у «хмарі», такі як класифікація Active Learning.

- Microsoft Toolkit for Distributed Machine Learning (DMTK): надає підтримку для розпаралелювання даних, розповсюдження алгоритму вставки слів і алгоритму моделювання тем.

- SentiWordNet: впроваджує лексичний ресурс для виявлення думок.

- NetOwl: надає підтримку вилучення об'єктів, подій та посилань, виконує відповідність імені.

- GATE: це інструментарій з відкритим вихідним кодом для Text Mining.

- WordNet-Affect: надає підтримку, щоб співвідносити емоційні поняття з афективними.

Потенційні виходи.

В усіх аспектах AI помітний прогрес, але все ж таки повні вирішення пов'язаних проблем недостатньо ефективні. Аналізуючи проблему як цілу систему, неповна складова представляє собою інтеграційні підходи, які поєднують різні частини.

Втілення виходів у сценарії використання.

Як було сказано раніше, завданням є виявлення емоцій та їх інтенсивності, як гнів та посмішка за допомогою існуючих підходів. Під час моніторингу стану здоров'я пацієнта ми можемо виявити гнів через аналіз особливостей на певному зображенні. Крім того, ми можемо мати датчики, прикріплені до тіла пацієнта для контролю серцебиття та артеріального тиску і т. д. Тепер рівень гніву можна більш точно сприймати, аналізуючи всі дані з відповідних джерел. У цьому випадку ми можемо мати наступні джерела даних:

1. Аналіз експресії обличчя.
2. Частота серцебиття.
3. Рівень кров'яного тиску.
4. «Настрій» фону образу.

Аналіз експресії обличчя можна поєднувати з аналізом, виявленим з показників пульсу та даних артеріального тиску. Крім того, якщо ми зможемо визначити фон образу та відчутти настрій, це також покращить точність.

Застосовуючи доступні методи машинного навчання, ідея глибокого навчання (deep learning) може бути застосована, коли різні комбінації результатів показують різні результати. Глибоке навчання спочатку базується на машинному навчанні, але в декількох шарах (layers). Таким чином, це інтеграція наявних технологій, які можуть змінити ситуацію. Ці технології можуть бути використані для покращення результатів, пов'язаних із конкретним завданням.

Deep Learning у детекції руху людини.

Детекція руху людини (Human movement – HM) стало напрямком активного дослідження впродовж останньої декади. Це слушно для використання в інтерфейсі людина-комп'ютер (Human-Computer-Interface – HCI), відеоспостереженні, охороні здоров'я та спортивних додатках. У HCI це широко використовується для візуальних команд. При відеоспостереженні детектування руху використовується для геофізики для моніторингу віртуальних географічних меж, стеження за натовпом та ненормальної активності. HM відіграє важливу роль у програмах охорони здоров'я, наприклад, використовується для моніторингу людей похилого віку та аналізу ходи. Фізичне здоров'я за допомогою HM також аналізується у спорті.

Рух людини аналізується відеопослідовністю. Для цього кінематичні параметри відслідковуються у біомеханічному дослідженні руху людини. Кінематика – це всі геометричні властивості руху для положення, швидкості та прискорення. Для визначення руху людини у відео, сегментація виконується там, де рухомі об'єкти ідентифікуються за допомогою зміни пікселів. Сегментація також може виконуватися за допомогою тимчасової або просторової інформації зображень у відео. Аналіз зображень з'явився після впровадження ToF камер (Time of flight camera – визначає дальність через швидкість світла, вимірюючи час прольоту світлового сигналу, що випускається камерою і відбивається кожною точкою зображення, що отримується) з використанням датчиків глибини. Це забезпечило чудові можливості для розробки природного інтерфейсу користувача (Natural User Interface – NUI), який базується на жестах рук [9].

Найбільш складним завданням є ідентифікація людського тіла, обличчя, рук та ніг у зображенні. Існує величезна дисперсія у формі тіла людини і розмірів на основі багатьох причин, таких як екологічні та культурні. Для цього було виявлено кілька підходів та запропоновано в основному статистичні моделі. Ці моделі спочатку вивчають шаблони об'єктів, а потім використовуються для порівняння з шаблонами, виявленими з зображень. Об'єкти виявляються за допомогою їхніх функцій, таких як розмір, краї, колір, текстура, тощо. Модель

повинна вивчати усі функції та їх комбінацію для оцінки об'єкту. У цьому випадку підхід полягає у використанні глибокого навчання (deep learning), де функції можна розглядати як його шари (layers). Алгоритми глибокого навчання можуть моделювати абстракцію з даних.

Ключові висновки.

- Використання техніки машинного навчання, таких як SVM, добре підходить для створення менших наборів даних, а глибоке навчання (deep learning) – ідеальний вибір для великих наборів даних та комплексних проблем.
- Дослідницькі області, такі як розпізнавання образів, детекція рухів людей, а також аналіз тексту та тональності стосуються більших наборів даних, а значить, глибокі алгоритми навчання дуже рекомендуються для використання.
- Щоб вирішити проблему або спроектувати систему на основі штучного інтелекту, вибір найкращого інструмента, техніки та їх інтеграції відіграє значну роль у досягненні бажаних результатів.

Список використаних джерел:

1. Stuart Jonathan Russell and Peter Norvig. Artificial intelligence: a modern approach. Prentice hall, 2010.
2. Minsky M., 1986. The Society of Mind, New York: Simon and Schuster.
3. Mueller D. C., 1979. Public Choice, Cambridge: Cambridge University Press.
4. Doyle J. (1988). Big problems for artificial intelligence. AI Magazine, 9(1), 19.
5. Shaver P., Schwartz J., Kirson D., & O'Connor C. (2001). Emotional Knowledge: Further Exploration of a Prototype Approach. In G. Parrott (Eds.), Emotions in Social Psychology: Essential Readings (pp. 26-56). Philadelphia, PA: Psychology Press.
6. Snyder Benjamin; Barzilay Regina (2007). «Multiple Aspect Ranking using the Good Grief Algorithm». Proceedings of the Joint Human Language Technology/North American Chapter of the ACL Conference (HLT-NAACL). Pp. 300–307.
7. Pang Bo; Lee Lillian (2004). «A Sentimental Education: Sentiment Analysis Using Subjectivity Summarization Based on Minimum Cuts». Proceedings of the Association for Computational Linguistics (ACL). pp. 271–278.
8. Gregory Piatetsky-Shapiro. KDnuggets – Data Mining, Analytics, Big Data, and Data Science.
9. Wigdor D., Wixon D., 2011. Brave NUI World: Designing Natural User Interfaces for Touch and Gesture. Morgan Kaufmann.