

Коршун Наталія Володимирівна

Київський столичний університет імені Бориса Грінченка, м. Київ, Україна

ORCID 0000-0003-2908-970X

Крючкова Лариса Петрівна

Київський столичний університет імені Бориса Грінченка, м. Київ, Україна

ORCID 0000-0002-8509-6659

Соколов Володимир Юрійович

Київський столичний університет імені Бориса Грінченка, м. Київ, Україна

ORCID 0000-0002-9349-7946

Киричок Роман Васильович

Київський столичний університет імені Бориса Грінченка, м. Київ, Україна

ORCID 0000-0002-9919-9691

МЕТОДИ ОБРОБКИ МАСИВІВ АУДІОДАНИХ ЗА ДОПОМОГОЮ NATURAL LANGUAGE PROCESSING

Анотація. Стаття присвячена всебічному дослідженню методів обробки аудіоданих за допомогою сучасних технологій Natural Language Processing (NLP). Вона висвітлює важливі аспекти розвитку цієї інноваційної галузі, зокрема акцентується на застосуванні NLP для перетворення інструкцій, сформульованих природною мовою, у виконуваний код. Це досягається через впровадження методів глибокого навчання, семантичного аналізу, а також компіляційних підходів, що дозволяють автоматизувати процес генерації програмного забезпечення на основі текстових запитів.

Важливою частиною статті є огляд різноманітних підходів до обробки аудіоданих, зокрема вибір програм на основі виконання та семантичних правил. Ці підходи значно підвищують точність і ефективність генерації коду, що в свою чергу веде до створення надійних та продуктивних систем, здатних ефективно працювати з великими масивами даних. Один із центральних аспектів, розглянутого в статті, — це трансферне навчання. Цей метод дозволяє підвищити точність аналізу аудіоданих, особливо у вузькоспеціалізованих сферах, таких як медицина або юриспруденція.

Трансферне навчання також зменшує потребу у великих наборах даних для кожної конкретної задачі, що значно полегшує роботу з великими обсягами аудіомасивів. Окрім того, у статті наголошується на важливості попередньої обробки тексту, яка включає такі етапи, як видалення стоп-слів, токенізація та лематизація. Ці процеси дозволяють ефективно структурувати текст для подальшого аналізу та знижують ймовірність помилок при обробці даних.

Загалом, технології NLP розглядаються як критично важливий інструмент для обробки аудіоданих і великих інформаційних масивів. Їхнє застосування може мати величезний вплив у різних галузях, зокрема у бізнесі, медицині, інформаційних технологіях та багатьох інших сферах, де ефективність обробки даних є ключовою для прийняття рішень і оптимізації процесів. Таким чином, стаття підкреслює актуальність і перспективи подальшого розвитку технологій NLP у контексті обробки аудіоданих, що відкриває нові горизонти для інноваційних рішень.

Ключові слова: Natural Language Processing, аудіодані, автентифікація, генерація коду, безпека, дані, глибоке навчання, машинне навчання, обробка тесту.

Nataliia Korshun

Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University, Kyiv, Ukraine

ORCID 0000-0003-2908-970X

Larysa Kriuchkova

Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University, Kyiv, Ukraine
ORCID 0000-0002-8509-6659

Volodymyr Sokolov

Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University, Kyiv, Ukraine
ORCID 0000-0002-9349-7946

Roman Kyrychok

Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University, Kyiv, Ukraine
ORCID 0000-0002-9919-9691

METHODS OF PROCESSING AUDIO DATA ARRAYS USING NATURAL LANGUAGE PROCESSING

Abstract. *The article is devoted to a comprehensive study of audio data processing methods using modern Natural Language Processing (NLP) technologies. It highlights important aspects of the development of this innovative field, in particular, focuses on the use of NLP to convert natural language instructions into executable code. This is achieved through the implementation of deep learning methods, semantic analysis, and compilation approaches that automate the process of generating software based on textual queries.*

An important part of the article is an overview of various approaches to audio data processing, including the selection of programs based on execution and semantic rules. These approaches significantly increase the accuracy and efficiency of code generation, which in turn leads to the creation of reliable and efficient systems capable of working effectively with large data sets. One of the central aspects discussed in this article is transfer learning. This method allows to increase the accuracy of audio data analysis, especially in highly specialized fields such as medicine or law.

Transfer learning also reduces the need for large datasets for each specific task, which greatly facilitates the work with large volumes of audio arrays. In addition, the article emphasizes the importance of text pre-processing, which includes such steps as stop word removal, tokenization, and lemmatization. These processes allow to effectively structure the text for further analysis and reduce the likelihood of data processing errors.

In general, NLP technologies are seen as a critical tool for processing audio data and large information arrays. Their application can have a huge impact in various industries, including business, medicine, information technology, and many other areas where data processing efficiency is key to decision making and process optimization. Thus, the article emphasizes the relevance and prospects for further development of NLP technologies in the context of audio data processing, which opens up new horizons for innovative solutions.

Keywords: *Natural Language Processing, audio data, authentication, code generation, security, data, deep learning, machine learning, text processing.*

1. Вступ

Обробка природної мови (Natural Language Processing, NLP) стала наріжним каменем у науці про дані, особливо в галузі обробки великих масивів даних. Його корисність охоплює діапазон від інтелектуального аналізу текстів і семантичного розуміння до аналізу настроїв і класифікації даних. У цій статті досліджуються методи, що використовуються в обробці масивів даних за допомогою NLP, з акцентом на нещодавні інновації, всебічний огляд літератури в цій галузі та детальний аналіз методів, що найчастіше застосовуються. Ці методи не лише спрощують управління великими масивами даних, але й роблять значний внесок у розвиток штучного інтелекту та машинного навчання. Стаття складається з трьох ключових розділів: інновації в NLP для обробки даних, огляд літератури про існуючі підходи та аналіз конкретних методів і технік, що використовуються в даний час.

NLP — це підгалузь штучного інтелекту (ШІ), яка фокусується на взаємодії між комп'ютером і людською мовою.

Вона передбачає розробку та застосування обчислювальних моделей для розуміння, інтерпретації та генерування людської мови таким чином, щоб вона була змістовною та контекстуально релевантною.

Коріння NLP можна простежити в середині 20-го століття з появою електронних комп'ютерів. Перші дослідники були зацікавлені можливістю автоматизації перекладу та розуміння мови. У знаменитому меморандумі Уоррена Вівера 1949 року [1] була викладена ідея використання комп'ютерів для перекладу, що стало одним з перших прикладів концептуалізації NLP.

Перші застосування NLP датуються 1950-ми роками, коли такі дослідники, як Алан Тюрінг, припустили можливість машинного розуміння людської мови. Ранні підходи були переважно засновані на правилах і значною мірою поклалися на ручну інженерію функцій. Такі відомі проекти, як експеримент Джорджтауна та ІВМ і розробка першої повністю автоматичної системи перекладу (MT-1), продемонстрували можливість використання комп'ютерів для виконання перекладацьких завдань. Однак ранній оптимізм розвіявся, коли стала очевидною складність природної мови та обмеженість підходів, заснованих на правилах.

У 1960-х і 1970-х роках дослідники NLP займалися символічним ШІ і системами, заснованими на правилах. Ідея полягала в тому, щоб закодувати лінгвістичні правила та граматичні структури в комп'ютерні програми. Такі системи, як SHRDLU (1970), демонстрували здатність маніпулювати блоками у віртуальному світі за допомогою команд природної мови, демонструючи перші успіхи в NLP на основі правил.

У 1980-х роках з'явилися статистичні моделі, які почали використовувати ймовірнісні методи для розуміння мови. Незважаючи на ці досягнення, ранні моделі мали проблеми з масштабуванням при роботі з великими масивами даних через обмеженість обчислювальних потужностей і складність мови. Пізніше відбувся зсув у бік статистичних методів і корпусної лінгвістики. Дослідники почали використовувати великі масиви даних (корпуси) для навчання моделей і виведення ймовірнісних моделей для розуміння мови. Серед помітних проєктів — розробка систем статистичного машинного перекладу та поява ймовірнісних моделей для синтаксичного та семантичного аналізу.

На початку 2000-х років машинне навчання почало домінувати в цій галузі: машини опорних векторів (SVM), дерева рішень і логістична регресія широко використовувалися в задачах класифікації текстів. Однак, хоча ці моделі підвищували точність, вони вимагали значної ручної розробки функцій, що обмежувало їхню здатність обробляти неструктуровані масиви даних у великих масштабах.

Кінець 2000-х років ознаменувався розвитком нейронних мереж і глибокого навчання в NLP, а такі моделі, як вбудовування слів і ШНМ, стали стандартними інструментами. Поява Word2Vec у 2013 році стала поворотним моментом, оскільки вона дозволила ефективно представляти слова у вигляді щільних векторів у неперервному просторі. Ці вбудовування стали основоположними в тому, що дозволили машинам ефективніше обробляти і розуміти великі текстові масиви.

Паралельно були розроблені LSTM та рекурентні блоки із закритими елементами (GRU) для вирішення проблеми зникаючого градієнта в традиційних RNN, що дозволило більш ефективно обробляти послідовні дані. Незважаючи на ці досягнення, ШНМ все ще стикалися з довгостроковими залежностями, що обмежувало їхню здатність ефективно обробляти складні, великомасштабні набори даних.

У 2010-х роках відбулося стрімке прискорення досліджень у галузі NLP, зумовлене успіхом моделей глибокого навчання. Впровадження трансформаторів Васвані та ін. [2] у 2017 році зробило революцію в NLP, уможлививши паралельну обробку масивів даних та покращивши обробку довготривалих залежностей. Трансформатори усунули потребу в рекурентних механізмах, покладаючись на механізми самоуваги, що значно покращило масштабованість та ефективність обробки великих масивів даних [3].

З того часу такі моделі, як BERT [4], GPT [5] та RoBERTa [6] домінують у цій галузі. Ці моделі, попередньо навчені на великих масивах даних і доопрацьовані на наборах даних для конкретних завдань, постійно встановлюють нові еталони в низці завдань NLP. Вони виявилися особливо ефективними в обробці великих масивів даних завдяки своїй здатності вивчати контекстуальні зв'язки між словами, фразами і цілими реченнями.

2. Огляд джерел

Методи представлення тексту на основі NLP мають вирішальне значення для підтримки різних завдань в інженерії вимог [7]. Ці методи включають аналіз тверджень вимог, вилучення лінгвістичної інформації та перетворення їх у зручні для обробки представлення, такі як списки функцій або векторні представлення на основі вбудовування. Розширення даних набуває все більшого значення в NLP, особливо для областей з обмеженими ресурсами та нових завдань [8]. Цей підхід передбачає створення додаткових навчальних даних для покращення продуктивності моделі. Методи включають заміну синонімів, зворотний переклад і введення шуму, серед іншого, що допомагає вирішити проблеми, пов'язані з дискретною природою мовних даних.

З іншого боку існують гібридні підходи NLP, які поєднують автоматизовані та напівавтоматизовані методи з інформаційного пошуку та інтелектуального аналізу даних для вилучення ознак з вимог до природної мови [9]. Ці підходи поширені в інженерії лінійок програмних продуктів (SPLE) для повторного використання вимог у нових системах [10]. Однак брак загальнодоступних інструментів підтримки та відсутність рекомендацій для практиків є значною проблемою. Але сучасні підходи до моделювання мови варіюються від традиційних n-грам і прихованих марковських моделей до передових нейромережових моделей, таких як BERT, GPT, LLAMA і Bard [11]. Ці моделі навчаються за допомогою різних архітектур, стратегій оптимізації та інструментів, таких як NLTK, TensorFlow, PyTorch і Gensim. Зокрема, методи на основі трансформаторів продемонстрували чудову продуктивність і швидший час навчання.

Попередньо навчені мовні моделі є стандартними в NLP, але їх навчання є дорогим. Так альтернативою, наприклад, є фреймворк TLM, який не покладається на широкомасштабне попереднє навчання [12]. TLM використовує дані завдання для отримання підмножини загального корпусу і спільно оптимізує завдання і цілі мовного моделювання з нуля. Такий підхід дозволяє досягти високої точності зі значно меншими обчислювальними витратами. В тому числі фреймворк AdaFL покращує FedNLP за допомогою адаптерів — невеликих модулів, що вставляються на різних рівнях моделі [13]. AdaFL поступово оновлює конфігурації адаптерів під час навчання, значно скорочуючи час збіжності моделі.

Нейронний NLP швидко розвивається в таких завданнях, як машинний переклад, відповіді на запитання та розуміння машинного читання. Основні парадигми моделювання включають вбудовування слів, вбудовування речень і моделювання від послідовності до послідовності, як показано в [14]. Методи навчання варіюються від контрольованого до неконтрольованого навчання, а механізми міркувань досліджуються для побудови інтерпретованих моделей. З іншого боку методи моделювання тем за допомогою латентного розподілу Діріхле (LDA) в [15], можуть виявити тенденції публікацій і ключові тематичні кластери у великих наборах даних. Цей підхід корисний для синтезу та перекладу наукової літератури в різних галузях.

Також NLP може покращити взаємодію між людиною і роботом, використовуючи ресурси природної мови [16]. Ефективна взаємодія вимагає лінгвістичної та онтологічної згоди, якої можна досягти, розкриваючи онтологію, приховану в природній мові, і генеруючи семантичні уявлення. Такий підхід покращує здатність робота розуміти і реагувати на команди людини. А моделі глибокого навчання, показані в [17], в NLP є вразливими до прикладів, що демонструють суперництво — вхідних даних, модифікованих для того, щоб обдурити модель. Дослідження зосереджені на створенні змагальних текстів і розробці захисних стратегій для

підвищення стійкості моделі. Це має вирішальне значення для розгортання нейронних мереж у критично важливих для безпеки середовищах [18].

3. Значення та застосування обробки природної мови

Значення NLP полягає в її трансформаційному впливі на різні сфери, докорінно змінюючи спосіб взаємодії людини з технологіями та обробку величезних обсягів текстових даних. По суті, NLP сприяє ефективній комунікації між людьми і машинами, руйнуючи мовні бар'єри, які історично перешкождали безперешкодній взаємодії.

Застосування NLP охоплює широкий спектр, впливаючи на різні аспекти нашого повсякденного життя та функціонування галузей. У сфері віртуальних помічників і чат-ботів NLP лежить в основі розмовних агентів, таких як Siri, Alexa і Google Assistant, дозволяючи їм розуміти запити користувачів і відповідати на них у форматі природної мови [19]. Це не лише спрощує взаємодію з користувачем, але й покращує користувацький досвід, роблячи технології більш доступними.

Машинний переклад — це ще одне важливе застосування, де NLP виходить за межі лінгвістичних кордонів, дозволяючи автоматично перекладати текст з однієї мови на іншу. Такі сервіси, як Google Translate, використовують методи NLP для подолання комунікаційних розривів і сприяння глобальному зв'язку. Аналогічно, аналіз настроїв використовує NLP для аналізу та інтерпретації емоцій [20], виражених у текстових даних, надаючи компаніям цінну інформацію про думки, вподобання та відгуки клієнтів.

У сфері пошуку інформації пошукові системи використовують NLP для розуміння запитів користувачів і отримання релевантної інформації з величезних масивів даних. Точність і релевантність результатів пошуку підвищується завдяки складним алгоритмам NLP, що покращує загальну ефективність процесів пошуку інформації. Реферування текстів — ще одна сфера застосування, де NLP використовується для створення стислих і послідовних резюме довгих текстів, допомагаючи вилучати і розуміти інформацію.

Охорона здоров'я є критично важливою галуззю, де застосування NLP досягає значних успіхів. NLP використовується для ведення клінічної документації, вилучення інформації з медичних записів, а також для допомоги в медичних дослідженнях шляхом аналізу великих обсягів медичної літератури. Здатність моделей NLP обробляти і розуміти медичну мову сприяє прогресу в догляді за пацієнтами та біомедичних дослідженнях.

У сфері бізнесу чат-боти на основі NLP покращують підтримку та залучення клієнтів, надаючи миттєві відповіді на запити користувачів і підвищуючи загальний рівень їхньої задоволеності. Маркетингові дослідження використовують NLP для аналізу великих обсягів текстових даних із соціальних мереж, відгуків клієнтів та опитувань, що дозволяє компаніям отримувати інформацію про ринкові тенденції та споживчі настрої.

Академічні та наукові дослідження також пожинають плоди застосування NLP, допомагаючи дослідникам обробляти та аналізувати величезні масиви наукової літератури. Це полегшує огляд літератури, пошук знань і прогрес у різних галузях. Повсюдний вплив NLP поширюється на академічну, комерційну та соціальну сфери, що підкреслює його значення як трансформаційної технології.

Оскільки технології продовжують розвиватися, значення NLP зростатиме ще більше. Нові тенденції, такі як розмовний ШІ та інтеграція NLP з іншими модальностями, такими як зображення та відео, обіцяють розширити межі можливого. Однак, поряд з його значущістю, етичні міркування і відповідальне використання NLP стають все більш важливими для забезпечення його позитивного впливу на суспільство.

4. Інновації в NLP для обробки даних

4.1. Еволюція методів NLP в обробці даних

За останні два десятиліття NLP зазнало значних трансформацій, перейшовши від систем, заснованих на правилах, до підходів машинного навчання, керованого даними. Ці розробки дозволили більш ефективно обробляти текстові масиви даних. Ранні системи NLP були побудовані на основі синтаксичних правил, які, хоч і були корисними, але не мали можливості

масштабування. Поява машинного навчання, особливо глибокого навчання, дозволила зробити обробку більш гнучкою та масштабованою.

Такі інновації, як вставки слів, трансформатори та великі мовні моделі, такі як GPT [5] і BERT [4], значно розширили можливості NLP розуміти текстові дані та маніпулювати ними. Ці моделі здатні представляти мову таким чином, що фіксують семантичні зв'язки між словами і фразами, що виявилось вирішальним для завдань, пов'язаних з великими наборами даних, в тому числі тих, що вимагають розпізнавання образів, класифікації та кластеризації текстових даних.

4.2. Вставлені слова та масиви даних

Одним з найбільш значущих проривів у NLP для обробки масивів даних стало впровадження вбудовування слів. Такі методи, як Word2Vec [21], GloVe (Global Vectors for Word Representation) [22] і FastText [23], перетворюють слова на вектори у високорозмірному просторі, фіксуючи семантичні зв'язки між словами. Така векторизація дозволяє ефективно маніпулювати текстовими масивами і підвищує продуктивність моделей машинного навчання, зменшуючи обчислювальне навантаження.

Ці вбудовування дозволяють обробляти великі масиви даних, представляючи текстові елементи у спосіб, який може інтерпретувати комп'ютер, значно покращуючи такі завдання, як класифікація документів, тематичне моделювання та аналіз настроїв. Основна інновація полягає в здатності зіставляти слова зі схожими значеннями зі схожими областями у векторному просторі, що робить такі завдання, як кластеризація та виявлення аномалій, більш ефективними.

4.3. Трансформатори та ефективність NLP

Впровадження моделі Transformer Васвані та ін. у 2017 році стало однією з найбільш революційних інновацій у галузі NLP. Трансформатори усунули деякі обмеження рекурентних нейронних мереж (RNN) та моделей з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM), зокрема, в їх здатності обробляти довгострокові залежності та розпаралелювати обчислення. Ці властивості зробили трансформатори основою сучасних архітектур NLP.

Трансформаторна архітектура уможливила розробку таких моделей, як BERT (двонаправлене кодування з трансформаторів), GPT (генеративний попередньо навчений трансформатор) і T5 (трансформатор перетворення тексту в текст), які стали фундаментальними в обробці великих масивів даних. Ці моделі дозволяють ефективніше обробляти великі масиви даних, пропонуючи значні покращення в таких завданнях, як машинний переклад, відповіді на запитання та узагальнення.

4.4. Попередньо навчені моделі та трансферне навчання

Ще однією ключовою інновацією в NLP для обробки масивів даних є навчання з перенесенням, коли моделі, попередньо навчені на великих масивах даних, налаштовуються на специфічні для конкретної предметної області задачі. Такі моделі, як BERT і GPT, продемонстрували значне поліпшення продуктивності в різних завданнях NLP. Попереднє навчання дозволяє моделі вловлювати загальні мовні патерни, а точне налаштування дає змогу підлаштуватися під конкретну задачу, зменшуючи потребу у великих наборах даних з мітками для кожної окремої задачі.

Трансферне навчання особливо цінне при обробці масивів даних, оскільки воно зменшує обчислювальні вимоги і підвищує точність у таких завданнях, як класифікація, аналіз настроїв і розпізнавання об'єктів. Цей метод також полегшує застосування методів NLP у спеціалізованих галузях, таких як аналіз біомедичних даних, обробка юридичних документів та аналіз соціальних мереж, де масиви даних можуть бути великими, але специфічними для певної галузі.

4.5. Обмеження та виклики

З появою великих даних методи NLP все частіше застосовуються для обробки величезних масивів неструктурованих даних у різних галузях. Наприклад, у сфері охорони здоров'я NLP використовується для обробки та аналізу електронних медичних записів (ЕМК),

втягаючи цінну інформацію для прийняття клінічних рішень. У фінансовому секторі NLP використовується для аналізу великих обсягів новин, звітів про прибутки та даних соціальних мереж для прогнозування ринкових тенденцій.

Крім того, соціальні мережі, такі як Twitter, Facebook і Reddit, щодня генерують величезні обсяги текстових даних. Інструменти NLP відіграють важливу роль у моніторингу та аналізі цих даних для оцінки суспільних настроїв, виявлення тенденцій та виявлення дезінформації. Масштабованість моделей NLP, зокрема трансформаторів, має вирішальне значення для обробки цих великих масивів даних у режимі реального часу.

Незважаючи на значний прогрес в NLP, залишається кілька проблем. Обробка зашумлених або специфічних масивів даних все ще може бути проблематичною. Наприклад, моделі часто борються з текстом, який містить сленг, технічний жаргон або орфографічні помилки, що призводить до зниження продуктивності. Іншою проблемою є етичні міркування, пов'язані з використанням великих мовних моделей, включаючи упередження, які ненавмисно засвоюються під час попереднього навчання на великих масивах даних.

Крім того, обчислювальні витрати на навчання великих моделей, таких як GPT-4, є значним бар'єром, що ускладнює використання цих технологій невеликими організаціями. Крім того, точне налаштування великих моделей вимагає специфічних знань і досвіду, що обмежує їхню доступність для певних галузей.

Можна виділити ряд обмежень застосування NLP:

- неоднозначність природньої мови може ускладнювати її правильну інтерпретацію;
- розуміння контексту, в якому дається команда, має вирішальне значення для точної інтерпретації;
- обробка та виправлення помилок.

5. Методи обробки масивів даних з використанням NLP

5.1. Етап попередньої обробки тексту

Одним з основних етапів обробки масивів даних за допомогою NLP є попередня обробка тексту. Вона включає низку методів, спрямованих на очищення та структурування необроблених текстових даних, щоб зробити їх придатними для аналізу. Найпоширеніші методи попередньої обробки включають токенізацію, видалення стоп-слів, виокремлення та лематизацію.

Токенізація — це процес розбиття тексту на менші одиниці, такі як слова або підслова, які потім вводяться в модель NLP. Видалення стоп-слів усуває загальні слова, які не несуть значущого сенсу (наприклад, «the», «is», «and»). Стеммінг і лематизація зводять слова до їхніх базових форм, що допомагає стандартизувати вхідний текст і зменшити розмірність текстових масивів даних.

5.2. Підходи до вбудовування слів

Як згадувалося раніше, вбудовування слів, такі як Word2Vec, GloVe і FastText, є широко використовуваними методами представлення текстових даних у вигляді числових масивів. Ці вбудовування створюють щільні векторні представлення слів, де семантично схожі слова відображаються близько одне до одного у векторному просторі. Це дозволяє моделі розпізнавати та використовувати семантичні зв'язки між словами.

Ці вбудовування часто використовуються як вхідні дані для алгоритмів машинного навчання, підвищуючи точність та ефективність завдань класифікації, тематичного моделювання та кластеризації. Щільні представлення зменшують обчислювальну складність при роботі з великими наборами даних і дозволяють ефективніше обробляти текстові масиви.

5.3. Моделі послідовностей

До появи трансформаторів рекурентні нейронні мережі (RNN) та їхні різновиди, мережі з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM) [24] і рекурентні одиниці із закритими воротами (GRU) [25] були домінуючими методами обробки послідовних масивів даних. Ці моделі особливо ефективні для обробки часових рядів або мовних даних, де послідовність слів або лексем є важливою для розуміння контексту.

ШНМ зберігають пам'ять про попередні слова в послідовності, що дозволяє їм моделювати залежності в часі. Однак їм важко працювати з довготривалими залежностями, що призвело до розробки LSTM і GRU. Ці архітектури включають в себе механізми вентиляції, які контролюють потік інформації, що дозволяє їм зберігати важливу інформацію в довгих послідовностях.

5.4. Моделі на основі трансформатора

Трансформаторні моделі стали стандартом для обробки великих масивів даних в NLP завдяки їхній ефективності в роботі з довгостроковими залежностями та здатності розпаралелювати обчислення. Трансформаторна архітектура спирається на механізми самоуваги, які дозволяють моделі зважувати важливість різних слів у послідовності, незалежно від їхньої позиції.

Трансформатори дозволили розробити такі моделі, як BERT, GPT і T5, які встановили нові орієнтири в різних завданнях NLP. BERT, наприклад, використовує механізм двонаправленої уваги, який дозволяє розглядати контекст слова з обох боків речення. GPT, з іншого боку, призначений для генеративних завдань і використовує односпрямований трансформатор.

Ці моделі довели свою високу ефективність у завданнях, пов'язаних з великими масивами даних, таких як класифікація документів, узагальнення та машинний переклад. Їх здатність масштабувати і паралельно обробляти величезні обсяги даних зробила їх незамінними в сучасних програмах NLP.

5.5. Метод точного налаштування попередньо навчених моделей

Точне налаштування попередньо навчених моделей на специфічних для певної галузі даних є поширеним методом у NLP, особливо коли йдеться про роботу зі спеціалізованими масивами даних. Цей підхід використовує загальне розуміння мови, набуте під час попереднього навчання на великих масивах даних, і застосовує його до більш специфічних завдань, таких як аналіз юридичних документів або класифікація медичних текстів.

Точне налаштування зазвичай передбачає коригування параметрів попередньо навченої моделі на меншому наборі мічених даних, що відповідає поставленому завданню. Цей процес дозволяє досягти високої продуктивності навіть на обмеженій кількості мічених даних, оскільки попередньо навчена модель вже охоплює більшу частину необхідної мовної структури та семантики.

5.6. Механізми уваги та самоуваги

Механізми уваги стали центральним компонентом сучасних методів NLP для обробки масивів даних, особливо в задачах, що включають довгі послідовності тексту. Механізм уваги дозволяє моделі зосередитися на релевантних частинах вхідних даних, надаючи більшої ваги певним словам або лексемам на основі їхньої важливості для завдання.

Механізм самоуваги, який використовується в трансформаторах, обчислює оцінку для кожного слова в послідовності на основі його зв'язку з іншими словами. Це дозволяє моделі вловлювати складні залежності та взаємозв'язки в даних, покращуючи продуктивність у таких завданнях, як переклад, узагальнення та аналіз настроїв.

5.7. Класифікація та кластеризація текстів

Класифікація тексту — поширене завдання NLP, метою якого є присвоєння заздалегідь визначених категорій текстовим даним. Популярні методи класифікації тексту включають машини опорних векторів (SVM), наївний Байєс і моделі глибокого навчання, такі як згорткові нейронні мережі (CNN) і трансформатори. Ці методи широко використовуються в таких додатках, як виявлення спаму, аналіз настроїв і класифікація документів.

Кластеризація, з іншого боку, є завданням некерованого навчання, метою якого є групування схожих текстів разом. Для кластеризації масивів текстових даних зазвичай використовують такі методи, як k-середні, ієрархічна кластеризація та тематичне моделювання (наприклад, латентний розподіл Діріхле). Ці методи дозволяють виявляти закономірності та тенденції у великих масивах даних без необхідності маркування даних.

5.8. Метод розпізнавання іменованих об'єктів

Розпізнавання іменованих об'єктів (NER) — це метод, який використовується для ідентифікації та класифікації іменованих об'єктів (наприклад, людей, організацій, місцезнаходжень) у тексті. Системи NER широко використовуються в задачах вилучення інформації і мають вирішальне значення для обробки великих текстових масивів, де потрібно ідентифікувати та класифікувати об'єкти.

Сучасні системи NER зазвичай використовують моделі глибокого навчання, такі як трансформатори, для досягнення високої точності ідентифікації об'єктів. Ці моделі часто налаштовують на даних конкретної галузі, щоб підвищити їхню ефективність у спеціалізованих сферах, таких як аналіз юридичних текстів або обробка біомедичних даних.

5.9. Тематичне моделювання

Тематичне моделювання — це метод неконтрольованого навчання, який використовується для виявлення прихованих тем у великому масиві текстових даних. Прихований розподіл Діріхле (Latent Dirichlet Allocation, LDA) — один з найпоширеніших методів тематичного моделювання. Він працює, припускаючи, що кожен документ у корпусі є сумішшю тем, а кожна тема — сумішшю слів.

Тематичне моделювання особливо корисне для обробки великих текстових масивів, оскільки воно допомагає організувати та узагальнити дані, визначивши основні теми або теми, присутні в корпусі. Цей метод широко використовується в таких додатках, як кластеризація документів, рекомендаційні системи та контент-аналіз.

5.10. Напрямок аналіз настроїв

Аналіз настрою — це широко використовуване завдання NLP, метою якого є визначення настрою, вираженого в тексті (наприклад, позитивного, негативного або нейтрального). Він зазвичай застосовується в таких сферах, як аналіз відгуків клієнтів, моніторинг соціальних мереж і маркетингові дослідження.

Для аналізу настроїв використовуються різні методи, починаючи від традиційних алгоритмів машинного навчання, таких як SVM і логістична регресія, і закінчуючи моделями глибокого навчання, такими як CNN і трансформатори. Ці методи часто поєднуються зі вставками слів або попередньо навченими моделями для підвищення точності та масштабованості при обробці великих текстових масивів.

6. Синтаксичний та семантичний аналіз природної мови

Розуміння граматичної структури речення (синтаксису) та його значення (семантики) для перетворення природної мови у структуровану форму, яку може інтерпретувати комп'ютер складається із:

- синтаксичного аналізу контексту та залежностей;
- семантичного аналізу для формального представлення природної мови, наприклад, за допомогою лямбда-числення або абстрактних дерев.

Синтаксичний аналіз фокусується на аналізі граматичної структури речень. Він визначає, як розташовані слова і як вони ієрархічно пов'язані одне з одним у реченні. Можна виділити кілька елементів розпізнавання граматичної структури:

- дерева синтаксичного розбору: представлення синтаксичної структури речення, що ілюструє, як різні компоненти речення поєднуються відповідно до граматичних правил;
- синтаксичний розбір по частинах: розбиває речення на підфрази або складові, кожна з яких належить до певної граматичної категорії (наприклад, іменна фраза, дієслівна фраза);
- синтаксичний аналіз залежностей: зосереджується на залежностях між словами, показуючи, які слова залежать від інших і характер цих залежностей.

Можна виділити основні методи синтаксичного аналізу: на основі заздалегідь визначених граматичних правил для розбору речень та за допомогою статистичних моделей для вивчення граматичних структур з анотованих корпусів (наприклад, імовірнісні контекстно-вільні граматики, синтаксичні аналізатори на основі нейронних мереж).

З іншого боку, семантичний синтаксичний аналіз має на меті зрозуміти значення речення шляхом зіставлення його з формальним представленням його змісту. Він виходить за межі структури, щоб інтерпретувати намір речення та зв'язки між об'єктами в ньому. Таким чином, можна виділити два ключових етапи:

- перетворення природної мови в структурований формат, який представляє її значення, наприклад, логічні форми, графи знань або специфічні для предметної області представлення;
- визначення основної дії (наміру) та залучених учасників або об'єктів (сутностей).

В табл. 1 представлено порівняння двох аналізів.

Таблиця 1

Порівняння синтаксичного та семантичного аналізів

Аспект	Аналіз	
	Синтаксичний	Семантичний
Фокус	Граматична структура речень	Значення та наміри речень
Вихідні дані	Дерева розбору (структури контексту або залежностей)	Формальні представлення значення (логічні форми, графи знань)
Техніки	Простіші, зосереджені на структурі	Більш складні, зосереджені на інтерпретації значення
Складність	Граматика на основі правил, статистичні моделі, нейронні мережі	Відображення на основі правил, моделі «послідовність-послідовність», нейронні мережі
Використання	Перевірка граматики, початкова лінгвістична обробка	Відповіді на запитання, діалогові системи, інтерфейси природної мови
Приклади використання	<ul style="list-style-type: none"> - Перевірка граматики - Складання схем речень - Системи перетворення тексту у мовлення - Початковий крок для подальшої лінгвістичної обробки 	<ul style="list-style-type: none"> - Системи відповідей на запитання - Інтерфейси природної мови до баз даних - Автоматизовані системи міркувань - Діалогові системи

На практиці синтаксичний і семантичний аналіз часто працюють разом. Синтаксичний аналіз може надати структурну інформацію, необхідну для ефективного семантичного аналізу. Наприклад, розуміння синтаксичної структури речення може допомогти в точному визначенні об'єктів і дій для семантичної інтерпретації. Інтеграція обох функцій може покращити загальне розуміння та обробку природної мови системою.

7. Сфери застосування та обмеження NLP

Можна виділити кілька напрямків, які активно розвиваються, наприклад:

1. Розуміння мови, яке має на меті дати можливість машинам розуміти та інтерпретувати природну мову, включаючи мовлення та текст, що включає синтаксичний аналіз, семантичний аналіз і розуміння контексту.
2. Генерація мови, яка займається генеруванням людської мови машинами, що охоплює такі завдання, як генерування тексту, узагальнення та створення контенту.
3. Машинний переклад, коли системи перекладають текст або мовлення з однієї мови на іншу, зберігаючи при цьому зміст.
4. Пошук інформації, допомагаючи системам розуміти запити користувачів і знаходити релевантну інформацію з величезних масивів даних.
5. Діалогові системи: діалогові агенти, чат-боти і віртуальні асистенти, які можуть вести розмови природною мовою з користувачами.
6. Аналіз настроїв: розпізнавання та аналіз почуттів, виражених у тексті, допомагаючи бізнесу розуміти відгуки та думки клієнтів.
7. Розпізнавання іменованих об'єктів (NER) використовується для ідентифікації та класифікації об'єктів (наприклад, імен людей, організацій та місцезнаходжень) у тексті для різних застосувань, зокрема для вилучення інформації.

8. Відповіді на запитання та запити користувачів, що вимагає глибокого розуміння контексту і представлення знань.

Також слід зазначити, що одночасно виникають виклики у визначенні та масштабуванні: неоднозначність термінів та емоційних відтінків, культурне та мовне розмаїття, чутливість до контексту, міждисциплінарний характер (наприклад, лінгвістика, комп'ютерні науки, когнітивні методики та інші галузі).

8. Порівняння інструментів та фреймворків

Порівнюючи інструменти для NLP, важливо враховувати різні фактори, зокрема можливості, простоту використання, підтримку спільноти та типові випадки використання [26]. В табл. 2 приведені порівняння деяких із найпопулярніших інструментів.

Таблиця 2

Порівняння інструментів для обробки природної мови

Інструмент	Мова	Сильные стороны	Слабые стороны	Лучше всего подходит
NLTK	Python	Комплексний, включає набори даних	Повільніший, менша підтримка глибокого навчання	Викладання, прототипування
spaCy	Python	Швидкі, попередньо навчені моделі, інтеграція глибокого навчання	Слабка документація	Виробництво
Stanford NLP	Java	Висока точність, сучасні інструменти	Складне налаштування	Високоточні проекти, дослідження
OpenNLP	Java	Різноманітні інструменти NLP	Маленька спільнота, менший фокус на глибокому навчанні	Базові проекти
Gensim	Python	Ефективне, масштабоване	Обмежений обсяг	Тематичне моделювання, великі текстові корпуси
Transformers	Python	Нові моделі, сильна спільнота	Ресурсомісткий, складний	Трансферне навчання
CoreNLP	Java	Точна, багатомовна підтримка	Ресурсномісткий	Дослідження, багатомовні завдання
AllenNLP	Python	Зосередженість на глибокому навчанні, сприятливі для досліджень	Менш готовий до виробництва, складний	Дослідження, експерименти з глибоким навчанням

Кожен інструмент підходить для різних завдань і середовищ. Вибір правильного залежить від конкретних потреб, зокрема мови програмування, складності завдань, потреби у швидкості та ефективності та рівня підтримки сучасних підходів глибокого навчання. Для досліджень найкраще підходять CoreNLP і AllenNLP. Але крім інструментів також застосовуються фреймворки, порівняння найпопулярніших представлено в табл. 3:

- OpenAI Codex — нащадок GPT-3, спеціально навчений генерувати та розуміти програмний код на основі підказок природною мовою;
- Microsoft Power Fx — мова програмування з низьким рівнем коду, заснована на формулах Excel;
- Wolfram Alpha дозволяє використовувати запити на природній мові для виконання обчислень і генерації коду.

Таблиця 3

Порівняння фреймворків OpenAI Codex, Microsoft Power Fx і Wolfram Alpha

Особливість	OpenAI Codex	Microsoft Power Fx	Wolfram Alpha
Основна функція	Генерація коду з природної мови	Розробка низькорівневих програм	Обчислювальних знань
Ролі	Розробники	Бізнес-користувачі, розробники	Студенти, дослідники, професіонали
Підтримка мов	Кілька мов програмування	Excel-подібна мова формул	Запити природною мовою
Інтеграція	IDE Visual Studio Code	Microsoft Power Platform	Веб-доступ через API
Сильні сторони	Універсальність, розуміння природної мови	Доступність, інтеграція з інструментами Microsoft	Обчислювальна потужність, база знань
Слабкі сторони	Обмеження контексту, мінливість точності	Обмежується екосистемою Microsoft, масштабованість	Програмні обмеження, залежність від даних
Використання	Генерація коду, вивчення нових мов	Створення бізнес-додатків, автоматизація	Розв'язування математичних задач, пошук даних

Кожен із цих інструментів є кращим у різних сферах і підходить для різних типів користувачів і програм. OpenAI Codex ідеально підходить для розробників, яким потрібна допомога в кодуванні, Microsoft Power Fx дає змогу бізнес-користувачам створювати програми без глибоких знань програмування, а Wolfram Alpha ідеально підходить для обчислень і фактичних запитів.

9. Підходи до застосування NLP

Можна виділити кілька напрямків застосування, наприклад: сприяння взаємодії людини та комп'ютера (чат-боти та віртуальні асистенти), пошук та узагальнення інформації (вилучення ключових слів та узагальнення документів), мовний (або машинний) переклад, аналіз настроїв та вивчення поведінкових тенденцій (бізнес-аналітика, оцінка громадської думки тощо), охорона здоров'я та біомедичні застосування (обробка клінічних документів, вилучення та збагачення інформації у медичних записах, підтримки процесів прийняття рішень), юридичні питання та комплаєнс (перевірка контрактів та моніторинг дотримання законодавства), освіта та вивчення мов (із забезпеченням персоналізованого зворотнього зв'язку, допомога з вимовою та контекстні мовні вправи), аналіз соціальних мереж (виявлення тенденцій і розуміння настроїв користувачів), автономні транспортні засоби та людино-машинна взаємодія, доступність технологій для людей із порушеннями зору та слуху, фінансовий аналіз і трейдинг, персоналізація в доставці контенту та багато інших застосувань.

Значення NLP полягає в його здатності покращувати взаємодію між людиною і комп'ютером, автоматизувати завдання, пов'язані з мовою, і витягувати цінну інформацію з величезних обсягів текстових даних у різних сферах, що робить його трансформаційною технологією з широким спектром застосування.

10. Підходи до впровадження NLP

Так як NLP фокусується на взаємодії між комп'ютером і людською мовою, то передбачає розробку алгоритмів і моделей, які дозволяють комп'ютерам розуміти, інтерпретувати та

генерувати людську мову. Для реалізації NLP використовуються різні підходи, кожен з яких має свої сильні сторони та сфери застосування.

Можна виділити два методи представлення тексту:

1. Представлення на основі вбудовування: Вдосконалені методи вбудовування, такі як вбудовування слів і контекстні вбудовування, довели свою ефективність у різних завданнях NLP, включаючи аналіз вимог і завдання якості на семантичному рівні.

2. Лексичні та синтаксичні особливості: Ці функції більше підходять для завдань, які включають моделювання та завдання якості на рівні синтаксису, оскільки вони надають необхідну інформацію для правил та регулярних виразів.

Розширення даних має вирішальне значення для завдань NLP в областях з обмеженими ресурсами, оскільки воно допомагає генерувати більше навчальних даних для великомасштабних нейронних мереж. Незважаючи на свою важливість, доповнення даних в NLP є недостатньо дослідженим через дискретну природу мовних даних. Для вирішення цієї проблеми використовуються різні методи, тому поточні та майбутні дослідження мають бути спрямовані на подолання цих викликів.

Однак, реалізація NLP має ряд недоліків, які можуть перешкоджати його розвитку та застосуванню:

1. Високі обчислювальні та енергетичні витрати. Навчання великих моделей NLP вимагає значних обчислювальних ресурсів, що призводить до високих фінансових витрат і значного впливу на навколишнє середовище через споживання енергії.

2. Неоптимальний та неефективний розподіл часу в дослідженнях NLP був визначений як основна перешкода, що заважає галузі повністю розкрити свій потенціал.

Підсумовуючи, можна сказати, що реалізація NLP передбачає різні підходи, передусім зосереджені на методах представлення тексту та доповнення даних. Удосконалені представлення на основі вбудовування ефективні для завдань семантичного рівня, тоді як лексичні та синтаксичні функції підходять для завдань синтаксичного рівня. Розширення даних має важливе значення для підвищення продуктивності NLP, особливо в областях з обмеженими ресурсами, хоча воно стикається з унікальними проблемами через природу мовних даних.

11. Майбутні напрямки досліджень NLP

11.1. Когнітивне NLP та розуміння емоцій

Серед майбутніх напрямків досліджень у галузі NLP заслуговує на увагу когнітивне NLP та розуміння емоцій. Це розширення традиційного NLP намагається надати системам обробки мови когнітивні можливості, що відображають людське розуміння, міркування та навчання на основі мовних даних. Розуміння емоцій виділяється як ключовий компонент у цій парадигмі, зосереджуючись на наданні машинам здатності розпізнавати, інтерпретувати та реагувати на людські емоції, виражені в тексті або мовленні.

Виклики в цій сфері багатогранні, починаючи від притаманної емоційному вираженню неоднозначності і закінчуючи контекстно-залежною природою емоційної інтерпретації. Крім того, культурні та індивідуальні нюанси додають шарів складності до точного розуміння емоцій. Незважаючи на ці виклики, значення і потенційні можливості застосування емоційно-орієнтованого NLP є значними.

З точки зору значення, когнітивне NLP з розумінням емоцій обіцяє революціонізувати взаємодію між людиною і комп'ютером. Дозволяючи системам реагувати емпатично та адаптивно, воно має потенціал для створення більш природного та персоналізованого користувацького досвіду. Компанії можуть використовувати NLP, що враховує емоції, в аналізі настроїв, щоб отримати глибше розуміння настроїв та вподобань клієнтів, тим самим покращуючи продукти та послуги. Крім того, в освітніх технологіях NLP, що враховує емоції, може сприяти персоналізованому навчанню, розпізнаючи і реагуючи на емоційні стани студентів.

Технологічні компоненти, що рухають цю сферу, включають розширення методів аналізу настроїв для розпізнавання ширшого спектру емоцій, включаючи радість, смуток, гнів і здивування. Удосконалені моделі машинного навчання використовуються для виявлення та інтерпретації емоційних сигналів у тексті, враховуючи лінгвістичні особливості, тон і контекст. Контекстно-орієнтовані моделі, такі як трансформаторні архітектури, відіграють вирішальну роль у покращенні контекстного розуміння емоцій.

Тим не менш, залишається кілька викликів і невирішених питань. Суб'єктивність і контекстна залежність емоцій створюють труднощі у створенні універсальних моделей, які точно інтерпретують емоційні вирази в різних контекстах. Інтеграція інформації з різних модальностей, таких як текст, голос [27] і міміка, залишається складним завданням для досягнення цілісного розуміння емоцій. Етичні міркування мають першорядне значення, особливо в додатках, пов'язаних з психічним здоров'ям, де йдеться про делікатну емоційну інформацію.

Майбутні напрямки досліджень у цій галузі спрямовані на досягнення тонкого розпізнавання емоцій, розрізнення тонких нюансів в емоційних виразах. Крім того, основна увага приділяється розробці моделей, які можуть надати пояснення своїм емоційним прогнозам, сприяючи інтерпретованості систем NLP, що враховують емоції. Зусилля, спрямовані на покращення міжкультурного розуміння емоцій, вважаються важливими для забезпечення того, щоб системи NLP, що враховують емоції, були чутливими до різноманітних культурних проявів емоцій.

Розуміння когнітивних аспектів NLP і заглиблення в розуміння емоцій не тільки вирішує поточні проблеми, а й відкриває шляхи для створення більш емпатичних і контекстно-орієнтованих мовних моделей. Це, в свою чергу, робить значний внесок в еволюцію людино-машинної взаємодії та розвиток персоналізованого користувацького досвіду.

11.2. Пояснювальний штучний інтелект для моделей NLP

У сфері майбутніх напрямків досліджень в галузі NLP імператив пояснюваного ШІ для NLP-моделей виділяється як ключова сфера. Складність, притаманна сучасним моделям NLP, особливо тим, що базуються на глибокому навчанні, призвела до необхідності зробити їхні процеси прийняття рішень зрозумілими та прозорими. Це має вирішальне значення для побудови довіри до додатків NLP, особливо в тих сферах, де підзвітність, етичні міркування і розуміння користувачів мають першорядне значення.

Пояснюваний ШІ в контексті NLP передбачає розробку моделей, які не тільки надають точні прогнози та інсайти, але й пропонують чіткі пояснення своїх рішень. Важливість пояснюваності стає очевидною в таких сферах, як охорона здоров'я, фінанси та юриспруденція, де вплив рішень на основі NLP є значним.

Проблеми в досягненні пояснюваності в моделях NLP включають в себе притаманну деяким архітектурам глибокого навчання природу "чорного ящика". Складні взаємодії та перетворення в цих моделях ускладнюють розуміння того, як вони приходять до конкретних висновків. Вирішення цієї проблеми є важливим для забезпечення довіри до систем NLP та їх відповідального використання.

Значення пояснюваного ШІ в NLP багатогранне. Він вселяє впевненість користувачам і зацікавленим сторонам, забезпечуючи прозорість процесів прийняття рішень в моделях NLP. Ця прозорість має вирішальне значення в чутливих додатках, де розуміння того, чому було прийнято те чи інше рішення, так само важливе, як і саме рішення. Крім того, зрозумілий ШІ полегшує налагодження та вдосконалення NLP-моделей, оскільки розробники можуть отримати уявлення про поведінку моделі та вдосконалити її відповідним чином.

Технологічні підходи до досягнення пояснюваності в моделях NLP передбачають використання інтерпретованих моделей і розробку методологій, які проливають світло на внутрішню роботу моделі. Такі методи, як механізми уваги в трансформаційних моделях, допомагають пояснити, на яких частинах вхідних даних модель фокусується під час обробки. Крім того, методи пояснення постфактум, такі як LIME (Local Interpretable Model-agnostic

Explanations), дають уявлення про рішення моделі шляхом збурення вхідних даних і спостереження за відповідними змінами в прогнозах.

Майбутні дослідження в галузі пояснювального ШІ для моделей NLP спрямовані на вдосконалення та розвиток існуючих методологій. Розробка більш складних механізмів уваги, вивчення підходів до діагностики моделей та інтеграція інтерпретованих людиною функцій в архітектуру NLP — це напрямки постійних досліджень. Кінцевою метою є досягнення балансу між високою продуктивністю вдосконалених моделей NLP і інтерпретованістю, необхідною для відповідального і надійного розгортання в реальних додатках.

Таким чином, пояснювальний ШІ для моделей NLP є критично важливим аспектом майбутніх досліджень NLP, що задовольняє потребу в прозорості та інтерпретованості вдосконалених мовних моделей. Оскільки NLP продовжує розвиватися і знаходити застосування в чутливих сферах, розробка пояснювальних моделей стає все більш необхідною.

11.3. Включення знань про світ у системи NLP

Значний рубіж у постійній еволюції NLP лежить у прагненні включити знання про світ у системи NLP. Ця ініціатива пов'язана з визнанням того, що контекстуалізація розуміння мови з ширшими знаннями про світ має вирішальне значення для розширення можливостей моделей NLP.

Проблема включення знань про світ у системи NLP є багатогранною. Природна мова за своєю суттю є контекстуальною, і розуміння нюансів мови часто вимагає зовнішньої інформації про світ. Моделі NLP, яким бракує всебічного розуміння ширшого контексту, можуть зіткнутися з труднощами в завданнях, що вимагають міркувань на основі здорового глузду, складних висновків і роботи з неоднозначною мовою.

Важливість включення світових знань у системи NLP очевидна з огляду на їхній потенціал для покращення контекстного розуміння мови. Використовуючи зовнішні джерела знань, такі як бази даних, енциклопедії або структуровані онтології, NLP-моделі можуть отримати доступ до інформації, що виходить за рамки їхніх навчальних даних. Це особливо важливо для завдань, де контекст реального світу відіграє ключову роль, наприклад, для розуміння новинних статей, наукової літератури або запитів користувачів у різних галузях.

Технологічні підходи до включення знань про світ у системи NLP різняться. Одним з них є вбудовування зовнішніх графів знань в архітектуру мовних моделей. Ці графи знань інкапсують фактичну інформацію про сутності, зв'язки та події у світі. Іншою стратегією є попереднє навчання моделей на великих масивах текстів, що містять різноманітні знання про світ, що дозволяє моделям неявно засвоювати асоціації між словами і поняттями.

Інтеграція знань про світ у системи NLP є багатообіцяючою для додатків, що вимагають глибшого розуміння мови. У таких завданнях, як відповіді на запитання, де точна відповідь часто вимагає ширшої контекстуальної обізнаності, використання зовнішніх знань може бути корисним. Крім того, для застосувань у специфічних галузях, таких як охорона здоров'я, фінанси або юриспруденція, де спеціалізовані знання є важливими, включення світових знань стає ще більш важливим.

Майбутні дослідження в цій галузі спрямовані на вдосконалення методів безперешкодної інтеграції світових знань у системи NLP. Підвищення ефективності пошуку знань, забезпечення релевантності та надійності зовнішньої інформації, а також вирішення проблеми масштабування великих баз знань є постійними викликами. Крім того, розробка моделей, які можуть динамічно оновлювати своє розуміння світу в міру надходження нової інформації, є ключовим напрямком майбутніх досліджень.

Таким чином, включення знань про світ у системи NLP є важливим кроком на шляху до наділення мовних моделей глибшим, контекстуально багатим розумінням мови. Оскільки NLP продовжує проникати в різні сфери застосування, здатність використовувати зовнішні знання про світ буде відігравати ключову роль у підвищенні складності та реальної застосовності моделей NLP.

11.4. Досягнення в мультимодальному NLP

Захоплюючою сферою досліджень у NLP, що швидко розвивається, є мультимодальна обробка природної мови (Multimodal NLP). Ця галузь виходить за традиційні межі обробки лише тексту, інтегруючи інформацію з різних модальностей, включаючи зображення, відео та аудіо, у мовні моделі. Пошук мультимодальних можливостей впливає з розуміння того, що людська комунікація за своєю суттю є мультимодальною, включаючи не лише текст, але й візуальні та аудіальні елементи.

Проблема розвитку мультимодального NLP полягає у створенні моделей, які можуть ефективно сприймати та генерувати інформацію в різних модальностях. Інтеграція текстової інформації з візуальними та слуховими сигналами вимагає тонкого розуміння взаємозв'язків між словами, зображеннями та звуками. Ця складність посилюється необхідністю врахування просторових і часових вимірів, притаманних візуальним і слуховим даним.

Важливість мультимодального NLP підкреслюється його потенціалом збагатити глибину розуміння та генерування мови. У таких додатках, як субтитрування зображень, узагальнення відео та інтерактивні діалогові системи, здатність обробляти і генерувати інформацію в різних модальностях має важливе значення. Мультимодальні моделі уможливають більш повну інтерпретацію запитів користувачів, сприяючи більш природній і контекстуально усвідомленій взаємодії.

Технологічні підходи до розвитку мультимодального NLP передбачають інтеграцію попередньо навчених мовних моделей з архітектурами комп'ютерного зору та обробки мовлення. Моделі на основі трансформаторів, спочатку розроблені для послідовних даних, таких як текст, були розширені для обробки просторово-часової інформації в зображеннях і відео. Такі методи, як крос-модальне попереднє навчання, дозволяють моделям вивчати спільне представлення текстових і візуальних даних, сприяючи узгодженому розумінню різних модальностей.

Застосування мультимодального NLP різноманітне та ефективне. У сфері охорони здоров'я мультимодальні моделі можуть допомогти в аналізі медичних зображень і спілкуванні лікаря з пацієнтом. В автономних транспортних засобах вони сприяють розумінню як текстових команд, так і візуальної інформації з навколишнього середовища. Більше того, в соціальних мережах мультимодальні моделі покращують розуміння контенту, аналізуючи текст разом із зображеннями та відео.

Майбутні дослідження в галузі мультимодального NLP будуть спрямовані на вивчення більш складних архітектур і технік. Ключовим напрямком є точне налаштування моделей для роботи з динамічними та інтерактивними мультимодальними контекстами, наприклад, у віртуальній реальності або середовищах доповненої реальності. Крім того, тривають зусилля зі створення великомасштабних мультимодальних наборів даних і бенчмарків, спрямовані на розширення меж продуктивності моделей у різних модальностях і сферах.

Отже, досягнення в галузі мультимодального NLP є межею інновацій, яка має величезний потенціал для трансформації того, як машини розуміють і генерують інформацію в різноманітних контекстах. Оскільки додатки NLP продовжують розвиватися в напрямку багатшого і більш захоплюючого користувацького досвіду, інтеграція декількох модальностей буде відігравати центральну роль у формуванні майбутнього ландшафту обробки природної мови.

11.5. Покращення міжмовного розуміння

Нагальним викликом у майбутньому ландшафті досліджень є необхідність покращення міжмовного розуміння. Це підкреслює необхідність того, щоб мовні моделі долали мовні бар'єри і розуміли текст кількома мовами з точністю і контекстуальними нюансами.

Проблема досягнення міжмовного розуміння полягає у величезному мовному розмаїтті в усьому світі. Різні мови демонструють унікальні структури, нюанси та культурні контексти, що ускладнює створення моделей, які могли б безперешкодно переходити між ними.

Міжмовне розуміння передбачає не лише переклад, а й передачу тонких нюансів значення, почуттів та культурних відсилань.

Важливість вирішення проблеми міжмовного розуміння підкреслюється глобальним характером обміну інформацією. У взаємопов'язаному світі здатність розуміти і створювати контент кількома мовами є ключовою для таких застосувань, як машинний переклад, глобальне ділове спілкування та поширення інформації в Інтернеті.

Технологічні підходи до покращення міжмовного розуміння передбачають розробку моделей, які можуть узагальнювати мовні патерни різних мов. Це включає в себе використання методів навчання з перенесенням, коли моделі, попередньо навчені на одній мові, допрацьовуються для інших мов. Крім того, створення багатомовних наборів даних, які охоплюють різноманітні лінгвістичні структури, сприяє підвищенню надійності міжмовних моделей.

Вплив покращеного міжмовного розуміння очевидний у різних сферах застосування. У сфері машинного перекладу моделі, здатні точно перекладати з однієї мови на іншу, покращують комунікацію та доступність. У соціальних мережах та аналізі онлайн-контенту міжмовні моделі дають змогу глибше зрозуміти глобальні дискусії та настрої.

Майбутні дослідження в цій галузі зосереджені на вдосконаленні адаптивності мовних моделей до різних лінгвістичних контекстів. Це включає розробку моделей, які можуть працювати з мовами з низьким рівнем ресурсів, де доступні обмежені навчальні дані. Крім того, вирішення проблем, пов'язаних з ідіоматичними виразами, культурними варіаціями та використанням специфічної мови в міжмовному розумінні, є постійною сферою досліджень.

Підсумовуючи, імператив покращення міжмовного розуміння є центральним для подальшого розвитку NLP. Оскільки попит на глобальну комунікацію та обмін інформацією зростає, мовні моделі, здатні долати мовні кордони, відіграють ключову роль у сприянні ефективному міжкультурному розумінню та співпраці.

11.6. Робота з упередженістю та справедливістю в NLP

Важливою і нагальною проблемою в дослідженнях з NLP є необхідність вирішення питань упередженості та справедливості в NLP-системах. Зростаюча залежність від мовних моделей для прийняття рішень у різних сферах посилює важливість забезпечення того, щоб ці моделі були справедливими, неупередженими та вільними від дискримінаційних практик.

Проблема упередженості та справедливості в NLP пов'язана з тим, що мовні моделі навчаються на величезних обсягах даних, які можуть ненавмисно увічнити існуючі упередження, присутні в навчальних даних. Упередження в мовних моделях можуть проявлятися в різних формах, включаючи гендерні, расові та культурні упередження. Усунення цих упереджень має важливе значення для забезпечення етичності, неупередженості та справедливості систем NLP.

Важливість вирішення питань упередженості та справедливості в NLP є надзвичайно важливою, особливо з огляду на широкий вплив мовних моделей на різні групи користувачів. Упереджені моделі можуть увічнювати та поглиблювати соціальну нерівність, що призводить до несправедливого ставлення, дискримінації та посилення шкідливих стереотипів. В таких сферах, як процеси найму на роботу, прийняття юридичних рішень та системи рекомендацій щодо контенту, упереджені мовні моделі можуть мати далекосяжні наслідки.

Технологічні підходи до вирішення проблеми упередженості та справедливості в NLP передбачають багатогранну стратегію. Це включає розробку алгоритмів, які активно виявляють і пом'якшують упередження на етапі навчання. Крім того, дослідники вивчають методи, які роблять моделі NLP більш інтерпретованими, що дозволяє краще розуміти та ідентифікувати упереджене прийняття рішень. Метрики справедливості та рекомендації інтегруються в оцінку мовних моделей, щоб оцінити та виправити упереджену поведінку.

Вплив вирішення питань упередженості та справедливості в NLP має далекосяжні наслідки. У правовій сфері неупереджені мовні моделі сприяють більш справедливим процесам прийняття рішень. У додатках для обслуговування клієнтів справедливість

забезпечує рівне ставлення до користувачів незалежно від їхніх демографічних характеристик. Більше того, в системах рекомендацій контенту усунення упередженості сприяє наданню користувачам різноманітного та інклюзивного контенту.

Майбутні дослідження в цій галузі зосереджені на вдосконаленні методів надійного виявлення та пом'якшення упереджень. Це включає розробку методів, які враховують міжсекційні упередження, беручи до уваги взаємодію між численними демографічними факторами. Крім того, дослідження спрямовані на створення стандартизованих фреймворків для оцінювання справедливості моделей NLP, сприяння прозорості та підзвітності в розробці та розгортанні мовних систем.

Підсумовуючи, можна сказати, що вирішення проблем упередженості та справедливості в NLP є критично важливим аспектом еволюції мовних моделей. Оскільки ці моделі дедалі більше впливають на процеси прийняття рішень у різних сферах, забезпечення справедливості стає необхідним для дотримання етичних стандартів, сприяння інклюзивності та пом'якшення увічнення суспільних упереджень.

11.7. Квантові обчислення та NLP

Передова межа, що з'являється у сфері досліджень з NLP, — це перетин з квантовими обчисленнями. Квантові обчислення, використовуючи принципи квантової механіки, представляють собою зміну парадигми обчислювальних можливостей. Потенційний вплив квантових обчислень на NLP є багатограним, пропонуючи перспективу вирішення складних завдань обробки мови, які перевершують обчислювальні межі класичних обчислень.

Виклик у дослідженні квантових обчислень і NLP полягає у використанні унікальних властивостей квантових бітів (кубітів) для підвищення ефективності та масштабованості алгоритмів NLP. Традиційні мовні моделі часто не справляються з обчислювальною інтенсивністю таких завдань, як розуміння мови, переклад та аналіз настроїв. Квантові обчислення мають потенціал революціонізувати ці процеси, виконуючи певні обчислення експоненціально швидше, ніж класичні комп'ютери.

Важливість квантових обчислень у NLP підкреслюється обіцянкою вирішувати проблеми, які важко розв'язати з обчислювальної точки зору. Квантові алгоритми, такі як квантові алгоритми машинного навчання і квантові алгоритми обробки природної мови, пропонують потенціал для експоненціального прискорення в певних завданнях NLP. Сюди входять такі завдання, як пошук у великих базах даних, оптимізація складних мовних моделей і покращення навчання моделей глибокого навчання.

Технологічні підходи до інтеграції квантових обчислень і NLP передбачають розробку квантових алгоритмів, пристосованих до завдань обробки мови. Квантові алгоритми обробки природної мови спрямовані на використання квантового паралелізму та заплутаності для обробки та аналізу лінгвістичних даних більш ефективно, ніж класичні алгоритми. Дослідження в цій галузі також вивчають потенціал квантово-інспірованих класичних алгоритмів, які імітують певні квантові властивості для підвищення продуктивності NLP.

Вплив квантових обчислень на NLP поширюється на різні сфери застосування. У машинному перекладі квантові алгоритми потенційно можуть революціонізувати ефективність обробки та перекладу величезних масивів лінгвістичних даних. Квантовий аналіз почуттів може забезпечити більш тонке розуміння емоційного контексту мови. Більше того, можливості паралельної обробки квантових обчислень можуть призвести до прориву в навчанні та оптимізації великих мовних моделей.

Майбутні дослідження в цій галузі зосереджені на вдосконаленні квантових алгоритмів для задач NLP та вивченні повного потенціалу квантових обчислень в обробці мови. Подолання проблем корекції помилок, масштабованості та інтеграції квантових і класичних компонентів є ключовим фокусом. Крім того, дослідження має на меті визначити конкретні задачі NLP, де квантові обчислення можуть запропонувати суттєві переваги над класичними обчисленнями.

Таким чином, синергія між квантовими обчисленнями і NLP являє собою межу, яка може перетворити ландшафт обробки мови. Оскільки технології квантових обчислень продовжують розвиватися, їх застосування до завдань NLP обіцяє розблокувати безпрецедентні обчислювальні можливості, вирішуючи проблеми, які класичні обчислювальні підходи вважають надмірно складними.

11.8. Узагальнені тенденції в розвитку NLP

Майбутній ландшафт NLP кишить як захоплюючими перспективами, так і величезними викликами. Забігаючи наперед, можна сказати, що одним з ключових напрямків є пошук більш досконалих і контекстно-орієнтованих мовних моделей. Розвиток таких моделей, як BERT і GPT, продемонстрував потужність попередньо навчених мовних репрезентацій. Майбутні перспективи передбачають вдосконалення та розширення цих моделей, щоб охопити все більше мовних нюансів та контекстуальних тонкощів.

Однак, у міру того, як моделі NLP стають все більш складними та потужними, значна проблема полягає у вирішенні питання інтерпретованості. Характер "чорної скриньки" сучасних моделей викликає занепокоєння щодо їхньої прозорості та здатності розуміти аргументацію рішень, які вони приймають. Досягнення балансу між ефективністю моделі та можливістю її інтерпретації має вирішальне значення, особливо в тих сферах, де підзвітність і довіра мають першорядне значення, наприклад, в юридичній або медичній сферах.

Ще одна майбутня перспектива пов'язана з інтеграцією NLP з мультимодальними можливостями. Очікується, що конвергенція мовної обробки з іншими модальностями, такими як зображення і відео, відкриє нові кордони в розумінні і створенні контенту в різних середовищах. Ця інтеграція створює труднощі в безперешкодному об'єднанні інформації з різних модальностей і вимагає розробки моделей, здатних ефективно обробляти та інтерпретувати мультимодальні дані.

Етичні міркування, зокрема упередженість і справедливість, залишаються на передньому плані майбутніх викликів у NLP. Оскільки мовні моделі впливають на процеси прийняття рішень у різних сферах, необхідно забезпечити, щоб ці моделі були неупередженими, справедливими та вільними від дискримінаційних практик. Поточні дослідження спрямовані на розробку алгоритмів, які активно виявляють і пом'якшують упередження, а також на створення стандартизованих рамок для оцінки справедливості моделей NLP.

Міжмовне розуміння — ще одна перспективна сфера зі значними викликами. Здатність мовних моделей розуміти і генерувати контент різними мовами має вирішальне значення для глобальної комунікації. Подолання лінгвістичного розмаїття та культурних нюансів, притаманних різним мовам, є складним завданням, особливо у сценаріях з обмеженими мовними ресурсами та обмеженою кількістю навчальних даних.

Квантові обчислення вносять інтригуючий вимір у майбутнє NLP. Потенціал експоненціального прискорення певних завдань обробки мови за допомогою квантових алгоритмів є багатообіцяючим. Однак ця перспективна інтеграція також несе з собою виклики, пов'язані з корекцією помилок, масштабованістю та гармонійною інтеграцією квантових і класичних компонентів.

Обробка природної мови зробила революцію в обробці великих масивів текстових даних. Такі інновації, як вставки слів, трансформатори та механізми уваги, значно покращили масштабованість та ефективність методів NLP. Сучасні методи, включаючи моделі глибокого навчання та попередньо навчені трансформатори, дозволили NLP вирішувати такі складні завдання, як класифікація текстів, аналіз настроїв та розпізнавання іменованих об'єктів з надзвичайною точністю. Оскільки NLP продовжує розвиватися, він, безсумнівно, відіграватиме ще більш важливу роль в обробці та аналізі постійно зростаючих обсягів неструктурованих даних у різних галузях.

Отже, майбутні перспективи NLP переплітаються з викликами, які чекають на нього попереду. Удосконалення мовних моделей, забезпечення інтерпретованості, подолання упередженості, включення мультимодальних можливостей, вирішення проблеми міжмовного

розуміння і вивчення впливу квантових обчислень — це ключові сфери, які визначатимуть траєкторію досліджень і застосувань NLP в найближчі роки. Орієнтація на ці перспективи та виклики вимагатиме міждисциплінарної співпраці, інновацій та дотримання етичних міркувань при розробці та впровадженні технологій NLP.

Висновки

Програмування природною мовою використовує досягнення в обробці природної мови та машинному навчанні, щоб зробити програмування більш інтуїтивно зрозумілим та доступним. Поєднуючи різні методи та інструменти, розробники можуть створювати потужні системи, які розуміють і виконують код на основі природної мови.

Сучасне NLP характеризується широким використанням передових моделей глибокого навчання, здатних розуміти контекст, генерувати людиноподібний текст і виконувати складні мовні завдання. Попередньо навчені мовні моделі, трансферне навчання та мультимодальні підходи перебувають на передньому краї сучасних досліджень, що дозволяє моделям узагальнювати різні лінгвістичні та контекстуальні області.

Розвиток NLP свідчить про міждисциплінарний характер цієї галузі, що спирається на знання з лінгвістики, комп'ютерних наук, штучного інтелекту та когнітивних наук. Розвиток NLP характеризується постійним прагненням до більш тонкого розуміння мови, усвідомлення контексту та етичних міркувань, що формує його траєкторію як ключову технологію у сфері штучного інтелекту.

Список використаних джерел

1. Weaver, W. (1949). Translation. Carlsbad, New Mexico.
2. Vaswani, A., et al. (2017). Attention Is All You Need (Version 7). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>
3. Romanovskyi, O., et al. (2021). Automated Pipeline for Training Dataset Creation from Unlabeled Audios for Automatic Speech Recognition. In *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies* (pp. 25–36). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-80472-5_3
4. Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Association for Computational Linguistics*. <https://doi.org/10.18653/v1/n19-1423>
5. Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. URL: https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf
6. Liu, Y., et al. (2019). RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.11692>
7. Sonbol, R., Rebdawi, G., & Ghneim, N. (2022). The Use of NLP-based Text Representation Techniques to Support Requirement Engineering Tasks: A Systematic Mapping Review. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3182372>.
8. Feng, S., et al. (2021). A Survey of Data Augmentation Approaches for NLP, 968–988. <https://doi.org/10.18653/v1/2021.findings-acl.84>.
9. Iosifov, I., Iosifova, O., & Sokolov, V. (2020). Sentence Segmentation from Unformatted Text using Language Modeling and Sequence Labeling Approaches. In *2020 IEEE International Conference on Problems of Infocommunications. Science and Technology (PICST)* (Vol. 1, pp. 335–337). IEEE. <https://doi.org/10.1109/picst51311.2020.9468084>
10. Bakar, N., Kasirun, Z., & Salleh, N. (2015). Feature extraction approaches from natural language requirements for reuse in software product lines: A systematic literature review. *J. Syst. Softw.*, 106, 132–149. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2015.05.006>.

11. Oralbekova, D., Mamyrbayev, O., Othman, M., Kassymova, D., & Mukhsina, K. (2023). Contemporary Approaches in Evolving Language Models. *Applied Sciences*. <https://doi.org/10.3390/app132312901>.
12. Yao, X., Zheng, Y., Yang, X., & Yang, Z. (2021). NLP From Scratch Without Large-Scale Pretraining: A Simple and Efficient Framework. *arXiv*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.04130>.
13. Cai, D., Wu, Y., Wang, S., Lin, F., & Xu, M. (2023). Efficient Federated Learning for Modern NLP. *Proceedings of the 29th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. <https://doi.org/10.1145/3570361.3592505>.
14. Zhou, M., Duan, N., Liu, S., & Shum, H. (2020). Progress in Neural NLP: Modeling, Learning, and Reasoning. *Engineering*. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.12.014>.
15. Scaccia, J., & Scott, V. (2020). 5335 Days of Implementation Science: using Natural Language Processing to Examine Publication Trends and Topics. *Implementation Science*, 16. <https://doi.org/10.1186/s13012-021-01120-4>.
16. Kılıçaslan, Y., & Tuna, G. (2013). An NLP-based Approach for Improving Human-Robot Interaction. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, 3, 189–200. <https://doi.org/10.2478/jaiscr-2014-0013>.
17. Alshemali, B., & Kalita, J. (2020). Improving the Reliability of Deep Neural Networks in NLP: A Review. *Knowl. Based Syst.*, 191, 105210. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.105210>.
18. Iosifov, I., Iosifova, O., Sokolov, V., Skladannyi, P., & Sukaylo, I. (2021). Natural Language Technology to Ensure the Safety of Speech Information. In *Proceedings of the Workshop on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems II (Vol. 3187, no. 1, pp. 216–226)*.
19. Iosifova, O., Iosifov, I., Sokolov, V., Romanovskiy, O., & Sukaylo, I. (2021). Analysis of Automatic Speech Recognition Methods. In *Proceedings of the Workshop on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems (Vol. 2923, pp. 252–257)*.
20. Iosifov, I., Iosifova, O., Romanovskiy, O., Sokolov, V., & Sukailo, I. (2022). Transferability Evaluation of Speech Emotion Recognition Between Different Languages. In *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies (pp. 413–426)*. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-04812-8_35
21. Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space (Version 3). *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.3781>
22. Pennington, J., Socher, R., & Manning, C. (2014). Glove: Global Vectors for Word Representation. In *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.3115/v1/d14-1162>
23. Joulin, A., Grave, E., Bojanowski, P., & Mikolov, T. (2017). Bag of Tricks for Efficient Text Classification. In *Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Volume 2, Short Papers*. <https://doi.org/10.18653/v1/e17-2068>
24. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. In *Neural Computation (Vol. 9, iss. 8, pp. 1735–1780)*. MIT Press. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
25. Heck, J., & Salem, F. M. (2017). Simplified Minimal Gated Unit Variations for Recurrent Neural Networks (Version 1). *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1701.03452>
26. Iosifova, O., Iosifov, I., Rolik, O., & Sokolov, V. (2020). Techniques Comparison for Natural Language Processing. In *Proceedings of the 2nd International Workshop on Modern Machine Learning Technologies and Data Science (No. I, vol. 2631, pp. 57–67)*.
27. Romanovskiy, O., et al. (2022). Prototyping Methodology of End-to-End Speech Analytics Software. In *Proceedings of the 4th International Workshop on Modern Machine Learning Technologies and Data Science (Vol. 3312, pp. 76–86)*.