

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Институт проблем передачи информации им. А.А. Харкевича РАН
Юго-Западный государственный университет
Институт программных систем им. А.К. Айламазяна РАН
Институт информационных технологий, Баку, Азербайджан

ОБЛАЧНЫЕ И РАСПРЕДЕЛЕННЫЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

ОРВС – 2023

В РАМКАХ

НАЦИОНАЛЬНОГО СУПЕРКОМПЬЮТЕРНОГО ФОРУМА (НСКФ – 2023)

Сборник трудов 4-й международной
научно-технической конференции

28 ноября – 1 декабря 2023 года

Редакционная коллегия:

И.И. Курочкин, Э.И. Ватутин, А.П. Афанасьев,
Р.М. Алгулиев, И.Н. Григоревский

Переславль-Залесский 2024

УДК 621.383.68.3: 681.785
ББК 32.971.35

Редакционная коллегия:

И.И. Курочкин, кандидат технических наук;
Э.И. Ватутин, доктор технических наук, доцент;
А.П. Афанасьев, доктор физико-математических наук, профессор;
Р.М. Алгулиев, действительный член НАНА Азербайджана,
доктор технических наук, профессор;
И.Н. Григоревский, кандидат технических наук, доцент.

Облачные и распределенные вычислительные системы в электронном управлении. ОРВС – 2023: сборник трудов 4-й международной научно-технической конференции (28 ноября – 1 декабря 2023 года) / ред. кол.: И.И. Курочкин [и др.]; ИПС РАН. Переславль-Залесский. – Курск: Изд-во ЗАО «Университетская книга», 2024. - 127 с.

ISBN 978-5-00261-018-1

DOI 10.47581/2024.Oblokj-Raspredelenie-OPVC-2023

Сборник содержит труды 4-й международной научно-технической конференции «Облачные и распределенные вычислительные системы» (Переславль-Залесский, 28 ноября – 1 декабря 2023), проводимой в рамках Национального суперкомпьютерного форума (НСКФ – 2023). Целью конференции является ознакомление с имеющимися достижениями по созданию облачных и распределенных вычислительных систем и их внедрение в научные исследования, учебный процесс и промышленность.

Сборник предназначен для научных сотрудников, преподавателей, аспирантов и студентов вузов.

Издание осуществлено с авторских оригиналов.

Редакция не несет ответственности за ошибки авторов.

Материалы для публикации одобрены программным комитетом Международной научно-технической конференции.

ISBN 978-5-00261-018-1

УДК 621.383.68.3: 681.785
ББК 32.971.35

© Институт проблем передачи информации им. А.А. Харкевича РАН;
© Юго-Западный государственный университет;
© Институт программных систем им. А.К. Айламазяна РАН;
© Институт информационных технологий, Баку, Азербайджан, 2024

Содержание

Секция «Решение задач оптимизации в среде высокопроизводительных вычислений»	5
Алекперов О.Р. ПРОБЛЕМЫ БЕЗОПАСНОСТИ И КОНФИДЕНЦИАЛЬНОСТИ В МОБИЛЬНЫХ ОБЛАЧНЫХ ВЫЧИСЛЕНИЯХ	5
Волошинов В.В., Соколов А.В. РАЗВИТИЕ МЕТОДОВ КУСОЧНО ЛИНЕЙНЫХ АПРОКСИМАЦИЙ В ОБРАТНЫХ ЗАДАЧАХ С ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫМИ УРАВНЕНИЯМИ	10
Секция «Искусственный интеллект и машинное обучение»	17
Алгулиев Р.М., Садыгов И.Дж. ПОСТРОЕНИЕ ФОРМУЛ УДОБОЧИТАЕМОСТИ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ МНОЖЕСТВЕННОЙ ЛИНЕЙНОЙ РЕГРЕССИИ	17
Быков Д.К., Дурманов Н.Н., Курочкин И.И. АНАЛИЗ ИНФРАКРАСНЫХ СПЕКТРОВ БАКТЕРИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ	21
Волков С.С. АНАЛИЗ МЕТОДОВ ВЫЯВЛЕНИЯ ИСКУССТВЕННО СГЕНЕРИРОВАННЫХ ТЕКСТОВ	27
Джафарзаде К.Э. РОЛЬ МОДЕЛЕЙ GPT В ОБРАЗОВАНИИ: ПРОБЛЕМЫ И ИХ РЕШЕНИЯ	31
Елисеев А.Н., Курочкин И.И. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ КУЛЬТУР С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ	35
Заречнев Д.В., Курочкин И.И. КЛАССИФИКАЦИЯ СПЕКТРОВ РАСТЕНИЙ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ	41
Кабанов А.Ю., Домрачева А.Б., Посевин Д.П. ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ И ТЕХНОЛОГИЙ АЙТРЕКИНГА ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ ИНТЕРФЕЙСА ЗАПОЛНЕНИЯ ВЕБ- ФОРМ ПОСРЕДСТВОМ ГЛАЗНЫХ ЖЕСТОВ	44
Казимов Т.Г., Меликова Н.Дж. ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ПРИ ТЕСТИРОВАНИИ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ	47
Курбанова К.Ш. СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ЖЕСТОВ НА ОСНОВЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ КАМЕР ГЛУБИНЫ	51
Mammadova L.R. A COMPARATIVE ANALYSIS OF RNN, LSTM, AND GRU FOR TEXT CLASSIFICATION	56
Махмудова Р.Ш. УГРОЗЫ ЗАЩИТЕ ПЕРСОНАЛЬНЫХ ДАННЫХ, СОЗДАВАЕМЫЕ ИСКУССТВЕННЫМ ИНТЕЛЛЕКТОМ, И МЕТОДЫ ИХ СНИЖЕНИЯ	60
Минина П.С., Нагимов Т.Р. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА СНИМКОВ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ	65
Окунев Д.А. ИССЛЕДОВАНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ИСКАЖЕНИЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ	70
Секция «Интеграция высокоуровневых ресурсов в распределенной вычислительной среде для решения научных и инженерных задач»	75
Авакьянц А.В. РАЗРАБОТКА МЕТОДА ОРГАНИЗАЦИИ СВЯЗИ МЕЖДУ КОМПОНЕНТАМИ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ ЧЕРЕЗ ВИРТУАЛЬНЫЕ СЕТЕВЫЕ КАНАЛЫ НА ОСНОВЕ ИНКАПСУЛЯЦИИ ДАННЫХ В СЛУЖЕБНЫЕ ПРОТОКОЛЫ	75

Baghirov E. CRITICAL ANALYSIS AND REVIEW OF CURRENT RESEARCH ON GANs FOR MALWARE DETECTION	81
Востокин С.В., Русин М.А. ПРОЕКТИРОВАНИЕ АРХИТЕКТУРЫ СЕРВИСА СИНХРОНИЗАЦИИ ГЛОБАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ	84
Гашимов М.А. ПРОБЛЕМЫ ПРИМЕНЕНИЯ FOG COMPUTING ТЕХНОЛОГИЙ В СРЕДЕ УМНОГО ГОРОДА	87
Секция «Гриды из рабочих станций и комбинированные гриды»	93
Балабаев С.А., Лупин С.А. ВЫСОКОПРОИЗВОДИТЕЛЬНЫЕ ВЫЧИСЛЕНИЯ НА КЛАСТЕРЕ ИЗ СМАРТФОНОВ	93
Болгак А.В., Ватулин Э.И. ОЦЕНКА РЕАЛЬНОЙ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ ПРОЦЕССОРОВ СЕМЕЙСТВА INTEL CORE РАЗЛИЧНЫХ ПОКОЛЕНИЙ В ЗАДАЧЕ УМНОЖЕНИЯ ВЕЩЕСТВЕННЫХ МАТРИЦ ДЛЯ ОДНОПОТОЧНОЙ ПРОГРАММНОЙ РЕАЛИЗАЦИИ	98
Ватулин Э.И., Никитина Н.Н., Манзюк М.О., Курочкин И.И., Альбертьян А.М. О ЧИСЛЕ ТРАНСВЕРСАЛЕЙ В ДИАГОНАЛЬНЫХ ЛАТИНСКИХ КВАДРАТАХ ЧЕТНЫХ ПОРЯДКОВ	101
Вердиева Н.Н. ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА МАТРИЧНОЙ ФАКТОРИЗАЦИИ ДЛЯ УЛУЧШЕНИЯ РЕКОМЕНДАЦИЙ ПРОЕКТОВ ГРАЖДАНСКОЙ НАУКИ НА ПЛАТФОРМЕ CITSCI.ORG	106
Жиронкин А.В., Ватулин Э.И. СПЕЦИАЛИЗИРОВАННОЕ ИТЕРАЦИОННОЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЕ УСТРОЙСТВО УМНОЖЕНИЯ БИНАРНЫХ МАТРИЦ	110
Колесникова Д.П., Курочкин И.И. ГЕНЕРАЦИЯ МОТИВИРУЮЩИХ ФРАЗ МЕТОДАМИ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОЕКТА ДОБРОВОЛЬНЫХ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ	113
Секция «Прикладное программное обеспечение»	121
Штейников А.А., Пенкин А.Д., Иванов И.П., Посевин Д.П. ПРОГРАММНО- АППАРАТНЫЙ КОМПЛЕКС БЕСПРОВОДНОЙ ПЕРЕДАЧИ ДАННЫХ	121
АЛФАВИТНЫЙ УКАЗАТЕЛЬ	126

Институт информационных технологий, Баку, Азербайджан

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ЖЕСТОВ НА ОСНОВЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ КАМЕР ГЛУБИНЫ

Аннотация. Развитие ИКТ проникает в различные области исследований, а также способствует взаимодействию человека и машины. Массовое применение систем управления жестами в технике и развитие человеко-машинного интерфейса могут обеспечить высокую производительность. Современные технологии глубокого видения положительно влияют на работу алгоритма для более точного и быстрого распознавания жестов. В статье показан принцип работы алгоритма, реализующего процесс распознавания жеста, записанного камерой глубокого видения: обрабатывается информация, собранная в виде видеопотока, выявляются ее характерные признаки, проводится морфологический анализ и готовится бинарное изображение руки. В данной работе был проведен сравнительный анализ точности распознавания технологий глубокого видения. Было отмечено, что массовое применение систем управления жестами в технике и развитие человеко-машинного интерфейса позволяют обеспечить высокую производительность труда.

Ключевые слова: камера глубины, распознавание жестов, обработка изображений, сегментация, бинарное представление жеста.

Введение

Информационно-коммуникационные технологии (ИКТ) динамично развиваются и вносят вклад во все сферы. Технологии, обновляемые ежедневно, отвечают требованиям пользователей. Устройства ИКТ в процессе эволюции стали более удобными для пользователя. Эта тенденция также проявилась в системе распознавания жестов и привлекла внимание исследователей.

Одна из важных проблем, стоящих перед обществом, заключается в том, чтобы люди с нарушениями слуха и речи получали пользу от продуктивных достижений ИКТ, как и все остальные. По статистике Всемирной организации здравоохранения на 2021 год, 466 миллионов человек имеют проблемы со слухом и речью. По данным Государственного Комитета Статистики, количество людей с нарушением слуха в Азербайджане достигает 50 тысяч. Жесты являются единственным средством общения для людей с нарушениями слуха и речи. Аппаратное и программное обеспечение, которое распознает жесты и переводит их в текст, голос или наоборот, упрощает задачу социализации людей с нарушениями речи и слуха [1].

Однако спектр применения систем распознавания жестов не ограничивается обеспечением обмена информацией для людей с нарушениями слуха и речи. Диапазон использования жестов очень широк. Основная задача систем распознавания жестов — обмен информацией или управление различными устройствами. В настоящее время системы управления жестами популярны во многих приложениях — от робототехники и автомобилестроения до биомедицины. Использование технологий глубокого видения в процессе распознавания жестов значительно повышает точность распознавания. Технологии глубокого видения составляют основу систем распознавания жестов рук. Чтобы получить более точные и достоверные результаты в процессе распознавания жестов, жест должен быть записан с помощью специальной технологии глубокого видения. В области распознавания жестов отслеживание и обработка видеоклипов является одной из наиболее актуальных и важных проблем.

Принцип работы алгоритма распознавания жестов, записанный камерой глубокого видения

Жесты являются не только средством общения людей с нарушениями слуха и речи, но и одной из форм выражения мыслей, чувств и эмоций человека независимо от состояния его здоровья. Жесты успешно используются в различных сферах (военная, медицина, дорожно-патрульная служба, промышленность и т.д.) и имеют незаменимую функцию. Технологии управления жестами для компьютерных и робототехнических систем имеют большой потенциал. Один жест может заменить ряд кнопок клавиатуры и мыши и значительно увеличить скорость работы. Технологии беспроводного управления позволяют удаленно управлять устройством с помощью жестов.

В настоящее время возможность обработки, хранения и отправки любого типа информации выдвигает на первый план проблему распознавания языка жестов. Автоматическое распознавание жестов относится к аппаратному и программному обеспечению, которое распознает жесты и преобразует их в текст, голос или наоборот. Процесс распознавания жестов рук осуществляется в следующем порядке [2]: рука, показывающая жест, собирается в виде последовательности изображений или видеоклипов; набор данных анализируется с помощью определенных методов распознавания, то есть объект руки находится и сегментируется из каждого кадра изображения или видеоряда; сегментированная часть обрабатывается и выявляются ее основные признаки; полученные результаты сравниваются с шаблонами в базе данных и жест распознается.

Технология глубокого обучения (Deep Learning, DL) успешно применяется в сфере цифровой обработки изображений для решения сложных задач, таких как обнаружение и сегментация изображений. В 2009 году израильская компания PrimeSense впервые применила технологию глубокого обучения для обнаружения пикселей (с использованием инфракрасной камеры в сенсоре Kinect). Затем Apple Inc. продолжила развитие технологии глубокого видения и использовала технологию ToF (время полета), которая позволила улучшить параметры точности и разрешения. Датчик глубины, встроенный в смартфон iPhone X, используется для распознавания лиц с помощью функции Apple FaceID. В 2018 году компания Intel создала Intel RealSense — технологию глубокого видения (рис. 1). Устройства Intel RealSense успешно используются в системах безопасности, робототехнике, распознавании жестов и т. д. [3].

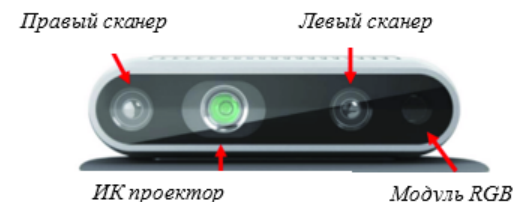


Рис. 1. Общий вид камеры RealSense

Работу алгоритма распознавания жестов, записываемую камерой глубокого видения, можно классифицировать следующим образом: жесты записываются специальными устройствами и собираются в виде видеопотока; собранные данные вводятся в алгоритм обработки; рука, показывающая жест на изображении, сегментируется как объект и выполняется морфологическая операция; часть, соответствующая изображению руки, выражается в виде бинарного массива (где 1 (единица) — белый, а 0 (ноль) — черный) (рис.2).

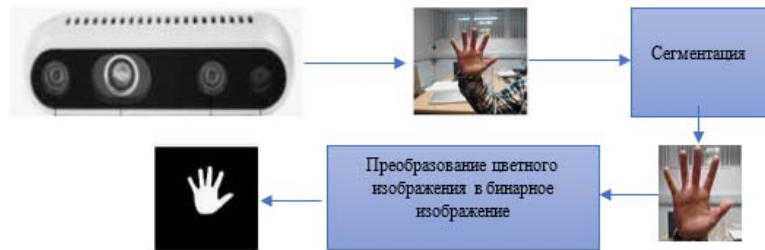


Рис. 2. Бинарное представление жеста, записанное камерой глубины RealSense

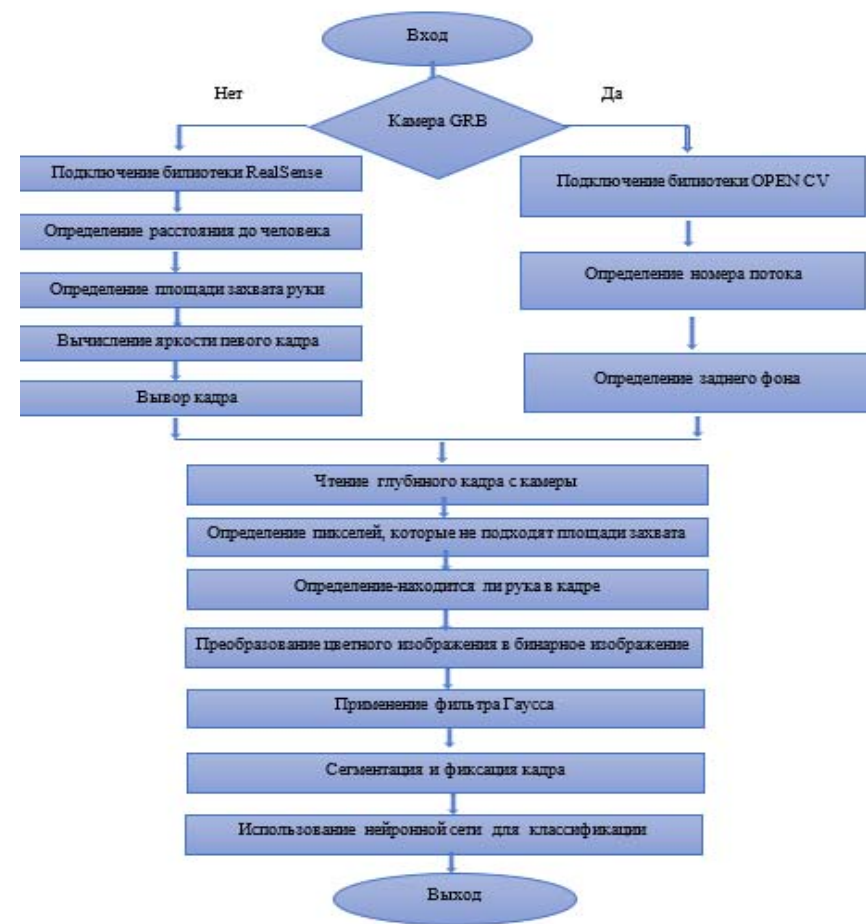


Рис. 3. Блок-схема алгоритма распознавания жестов руки с использованием камеры глубокого зрения

Блок-схема алгоритма распознавания жестов рук, разработанного на Python 3.6, показана на рисунке 3. В работе алгоритма видеоданные обрабатывались методом нейронной сети и выделялись его характерные особенности. Для программной реализации приложения были использованы библиотеки RealSense от компании Intel, OpenCV и DL - фреймворки с открытым исходным кодом Keras и TensorFlow [4].

Сравнение методов распознавания жестов на основе использования камер глубины

Точность распознавания жестов зависит от условий, при которых отображается жест руки (освещенность, расстояние до камеры, цвет кожи, цвет фона и т.д.). Применение технологии глубокого зрения в процессе распознавания статичных и динамических жестов обеспечивает извлечение характерных особенностей жеста с высокой точностью. Процесс распознавания жеста можно обобщить и разделить на два этапа: первый этап — обнаружение признаков изображения руки, выражающих жест, а на втором этапе характерные признаки классифицируются применением определенного метода. В таблице 1 представлен сравнительный анализ точности распознавания жестов на основе использования камер глубины [5].

Таблица 1
Сравнение методов распознавания жестов на основе использования камер глубины

Камеры глубины	Распознавание признаков	Метод классификации	Точность распознавания (%)
CSEM Swissranger	Примитивы движений	Классификатор вероятностного редактирования расстояния	92,9
ToF и RGB камеры	Трехмерные модели положений рук	Метод ближайших соседей (Nearest Neighbors)	99,07
Kinect	Формы рук и пальцев	Сопоставление шаблонов с использованием FEMD (finger earth mover's distance)	93,9
Kinect	Значения пикселей глубины	Классификация, основанная на принципах случайного леса	91, 84
RealSense	Значения пикселей глубины и пикселей цвета	Сверточная нейронная сеть, содержащая два входных канала: цветные изображения и изображения глубины	99,4

Массовое применение систем управления жестами в технике и развитие человеко-машинного интерфейса позволяют ускорить процесс выполнения заказов и обеспечить высокую производительность во многих сферах. Современные технологии глубокого зрения положительно влияют на работу алгоритма, обеспечивая более точное и быстрое распознавание жестов.

Заключение

Применение камер глубокого зрения в системе распознавания жестов улучшило человеко-машинный интерфейс. Установление бесконтактного взаимодействия с устройствами расширило возможности взаимодействия человека и машины. Помимо решения проблемы общения людей с нарушениями слуха и речи, эти технологии также внесли свой вклад в другие области. Освобождение устройств от клавиатур и мышей и применение систем управления жестами дали успешные результаты в промышленности, медицине и других сферах.

Применение технологий глубокого видения в системе распознавания жестов открывает новые перспективы в улучшении взаимодействия человека и машины.

За последние годы достигнут значительный прогресс в области технологий глубокого видения. Однако база данных систем распознавания по большей части ограничивается набором известных и часто используемых жестов. Данная проблема выдвигает на первый план задачу постоянного совершенствования базы данных, состоящей из характерных особенностей изображений рук, отображающих жест.

Библиографический список

1. Abdullayeva F.J., Gurbanova K.S. Sign Language Hand Gesture Recognition Method based on Machine Learning // The 16th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies, Washington DC, 12-14 Oct. 2022, pp.1-5.
2. Ковалева-Евсюченя А.В. Этапы и методы распознавания жестов белорусского жестового языка // Конференция «Компьютерные системы и сети», 19 апр. 2023, с. 171-173.
3. Zabatani A. Intel® Realsense™ sr300 coded light depth camera // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2019, т. 42, №10, с. 2333-2345.
4. Сатыбалдина, Д.Ж., Глазырина, Н.С., Степанов, В.С., Калымова, К.А. Разработка Python приложения для распознавания жестов рук из видеопотока RGB и RGBD камер // Bulletin of L.N. Gumilyov ENU. Mathematics. Computer science. Mechanics series, 2021, vol. 136, №3, pp.6-17.
5. Сатыбалдина Д.Ж., Овечкин Г.В., Калымова К.А. Система распознавания статических жестов рук с использованием камеры глубины // Вестник РГПТУ, 2020, №72, с. 93-103.

Mammadova L.R.

Institute of information technology, Baku, Azerbaijan

A COMPARATIVE ANALYSIS OF RNN, LSTM, AND GRU FOR TEXT CLASSIFICATION

Abstract. Nowadays, research in deep learning area is incredibly active. Recurrent Neural Networks (RNNs) have become essential tools in the field of deep learning for problems involving sequential data, such as time series analysis and natural language processing. An examination of RNNs and their two influential variants, Gated Recurrent Units (GRUs) and Long Short-Term Memory (LSTM) networks, is given in this article. In this study, our primary aim is to empirically compare the performance of three recurrent neural network (RNN) variants, namely RNNs, Long Short-Term Memory (LSTM) networks, and Gated Recurrent Units (GRUs), in the context of text classification. Our objective is to determine which of these architectures yields the best results in terms of text classification accuracy, taking into consideration various datasets and experimental settings. By conducting this comparative analysis, we aim to provide valuable insights for researchers and practitioners in choosing the most effective model for text classification tasks.

Keywords: Recurrent neural network, Long short-term memory, Gated recurrent unit.

Introduction

Natural language processing (NLP) is a branch of Artificial intelligence and a quickly developing field. Through the use of NLP technology computers are now able to comprehend, translate and produce text or voice human language. For the purpose of processing and comprehending human language, NLP refers to a broad range of models and techniques. Models for NLP can be used for a variety of tasks and applications. In this fast growing field, researchers experimenting and innovating.

There are numerous uses for NLP in different industries. Here are a few examples of NLP's diverse applications: Healthcare, news and media, sentiment analysis, translation services and so on.

The paper examines RNN, LSTM, and GRU deep learning models that have become quite popular in recent years [1]. The second part of the article provides information about RNN, LSTM, and GRU models, and their formulas. A brief overview of the datasets we used is provided in the third section, and at the end, the experiment we conducted and its results are presented.

Recurrent Neural Network

Recurrent Neural Networks (RNNs) are a type of artificial neural network made for processing data sequences [2]. Recurrent neural networks (RNNs) are named because with the results based on previous computations, they properly execute the same task for each element in the sequence. The purpose of recurrent neural networks (RNN) is to process sequential data. Text, audio, video, and other sequential data types, including time series, are all acceptable. The Hidden state of RNN is its core and most crucial characteristic. It acts as the network's memory, collecting data from earlier time steps. In RNN to keep the context and produce predictions that depend on the whole input sequence, information passes through the recurrent connections. This makes RNNs effective for problems involving sequential data.

The network receives the input in a single-time step. The RNN uses the shared weights to compute the weighted sum of the current input and the previous hidden state at each time step. To determine the current hidden state, the weighted sum is fed through an activation function.