Теорема. Система (1) ϑ-равномерна вполне управляема тогда и только тогда, когда выполнены следующие условия:

1) матрица $A(t),\ \ t \in N_0$, вполне ограничена;

2) матрица $B(t),\ \ t \in N_0$, ограничена;

3) существует число $l = l(\vartheta) > 0$ такое, что для любого $\tau \in N_0$ и для любого $x_1 \in R^n$ существует управление $u(t)$, $t \in [\tau, \tau + \vartheta)$, которое переводит решение системы (1) из точки $x(\tau) = 0$ в точку $x(\tau + \vartheta) = x_1$, при этом выполнено неравенство $|u(t)| \le l\,|x_1|$, $t \in [\tau, \tau + \vartheta)$.

Заключение. Представленные результаты в дальнейшем позволят решать задачи управления асимптотическими характеристиками линейных дискретных систем с изменяющейся структурой.

Работа выполнена в рамках Государственной программы научных исследований «Конвергенция-2025» (подпрограмма 1, задание 1.2.01).

1. Гайшун, И.В. Дискретные уравнения с изменяющейся структурой и устойчивость их решений / И.В. Гайшун // Дифференциальные уравнения. – 1997. – Т. 33, № 12. – С. 1607–1614.

2. Александрович, Т. . Равномерная полная управляемость линейных дискретных систем с изменяющейся структурой / Т.А. Александрович, А.А. Козлов // Веснік Віцебскага дзяржаўнага ўніверсітэта імя П.М. Машэрава. – 2020. – № 4. – С. 20–27 – URL: https://rep.vsu.by/handle/123456789/25807.

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ АНАЛИЗ ЭМОЦИОНАЛЬНОЙ ОКРАСКИ ТЕКСТА МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Анищенко Н.Ю.,
обучающийся 4 курса Оршанского колледжа ВГУ имени П.М. Машерова,
г. Орша, Республика Беларусь
Научный руководитель – Юржиц С.Л., преподаватель, магистр образования

Автоматизированный анализ текстов позволяет классифицировать их по эмоциональной окраске, что важно для мониторинга данных. В основе метода лежит машинное обучение и математическая модель, позволяющее разделять тексты на три категории: негативные, нейтральные и положительные. Целью исследования является разработка модели классификации текста, включающей предобработку данных, векторное представление слов и обучение нейросети. Оценивается точность классификации, представляются результаты экспериментов.

Материал и методы. Для классификации текстов по эмоциональной окраске используется нейросетевая модель, обученная на размеченных данных. Предобработка текста включает токенизацию, удаление лишних символов, лемматизацию и устранение стоп-слов. Тексты преобразуются в числовые последовательности с ограниченным размером. Для представления слов в векторной форме применяется встроенный слой кодирования. Обучение модели осуществляется с использованием рекуррентной нейронной сети (RNN) с двунаправленным длинно-краткосрочным механизмом (Bidirectional LSTM). Для предотвращения переобучения используется механизм завершения обучения на основе сравнения данных о точности на каждой эпохе обучения. Выходные слои реализуют многоклассовую классификацию с функцией активации softmax для основного настроения и многомерную сигмоидную активацию для подкатегорий. Для оценки качества модели используются метрики точности, кросс-энтропийные функции потерь и стратифицированное разбиение на обучающую и тестовую выборки. Обучение производится с использованием стохастического градиентного спуска (Adam). Эксперименты выполняются на языке Python с применением TensorFlow и библиотеки обработки текстов NLTK.

Результаты и их обсуждение. В ходе исследования была разработана модель машинного обучения для классификации текстов на три категории: негативное, нейтральное и положительное. На первом этапе текстовые данные приводятся к унифицированному виду: удаляются лишние символы, стоп-слова и выполняется лемматизация. Затем текст представляется в виде числовой последовательности фиксированной длины. Для каждого текста формируется вектор с использованием следующей формулы:

$$X = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n),$$

где ω_i – индекс слова в словаре, а n – максимальная длина последовательности. Данные обрабатываются с использованием механизма паддинга (дополнения) для приведения всех текстов к одинаковой длине.

Для кодирования слов применяется слой встраивания, который преобразует индексы слов в многомерные числовые представления на основе следующей формулы.

$$V(\omega) = (\vartheta_1, \vartheta_2, \dots, \vartheta_d),$$

где d – размерность эмбеддинга (в исследовании использовалось d = 128). Веса эмбеддинга оптимизируются в процессе обучения модели.

Классификация выполняется с использованием двунаправленной LSTM, позволяющей учитывать как предшествующий, так и последующий контекст слова. Входные последовательности проходят через слой эмбеддинга, затем через рекуррентные слои на основе использования следующей формулы:

$$h_t = LSTM(W_h h_{t-1} + W_x X_t),$$

где h_t – скрытое состояние на шаге t, W_t и W_x – обучаемые матрицы весов.

После выходное представление передается в полносвязный слой с функцией активации многопеременной логистической функции (softmax) с использованием следующей формулы:

$$P(y|X) = \frac{e^{W_k h}}{\sum_j e^{W_j h}},$$

где $P(y|X)$ – вероятность принадлежности текста классу y, а W_k – веса выходного слоя.

Для проверки работы модели были рассчитаны основные метрики: точность (Accuracy), полнота (Recall) и F-мера. Метрика точности вычисляется по формуле:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN},$$

где TP – истинно положительные предсказания, TN – истинно отрицательные, FP – ложно положительные, FN – ложно отрицательные.

В таблице 1 представлены значения метрик точности для тестовой выборки.

Таблица 1 – Метрики качества классификации

Категория настроения	Accuracy	Recall	F-мера
Негативное	0.89	0.85	0.87
Нейтральное	0.91	0.88	0.89
Положительное	0.93	0.91	0.92

Исходя из результатов значения метрик, показывают высокую точность классификации, особенно для положительных и нейтральных текстов.

Для визуального анализа работы модели также была проведена классификация тестовых фрагментов текста. В таблице 2 представлены примеры предсказаний модели.

Анализ таблицы показывает, что модель корректно определяет эмоциональную окраску текста. Таким образом, разработанный алгоритм обеспечивает точную и эффективную автоматизированную классификацию текстов, что подтверждается результатами тестирования.

Таблица 2 – Примеры классифицированных текстов

Входной текст	Ожидаемая категория	Предсказанная категория
Этот фильм был ужасным, не рекомендую!	Негативное	Негативное
Средний сервис, но цены приемлемые.	Нейтральное	Нейтральное
Отличный продукт, полностью доволен!	Положительное	Положительное

Заключение. Таким образом, разработанная модель машинного обучения продемонстрировала высокую эффективность в автоматизированной классификации текстов по эмоциональной окраске, что подтверждается полученными метриками качества.

1. Быкова, А.П. Оценка эмоциональной окраски постов социальной сети «ВКонтакте», включающих эмодзи, методами машинного и глубокого обучения [Текст] / А.П. Быкова // Компьютерная лингвистика и вычислительные онтологии. – 2024. – Вып. 7. – С. 12–20. – Режим доступа: https://ojs.itmo.ru/index.php/CLCO/article/download/1335/1165.

2. Гайдуков, С.В., Амелютин, Е.В. Обзор подходов к анализу эмоциональной окраски текстов СМИ [Текст] / С.В. Гайдуков, Е.В. Амелютин // Научный аспект. – 2024. – № 5. – С. 75–83. – Режим доступа: https://na-journal.ru/5-2024-informacionnye-tekhnologii/11975-obzor-podhodov-k-analizu-emocionalnoi-okraski-tekstov-smi.

3. Куличок, Н.С., Парамонов, А.И. Анализ эмотивности сообщений как инструмент адаптивного образования [Текст] / Н.С. Куличок, А.И. Парамонов // IV Международная научно-практическая конференция «Непрерывное профессиональное образование лиц с особыми потребностями». – 2022. – С. 126–130. – Режим доступа: https://libeldoc.bsuir.by/bitstream/123456789/46387/1/Kulichok_Analiz.pdf.

ЭЛЕКТРОННЫЙ УЧЕБНО-МЕТОДИЧЕСКИЙ КОМПЛЕКС ПО ДИСЦИПЛИНЕ «ИССЛЕДОВАНИЕ ОПЕРАЦИЙ И МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ»

Баранкова Ю.А.,
студентка 4 курса ВГУ имени П.М. Машерова, г. Витебск, Республика Беларусь
Научный руководитель – Иванова Ж.В., канд. физ.-мат. наук, доцент

Дисциплина «Исследование операций и методы оптимизации» занимается «изучением экстремальных задач, построением их математических моделей, а также выработкой алгоритмов нахождения оптимальных решений» [1]. Задачи такого вида встречаются в различных сферах человеческой деятельности, в частности, в производстве и экономике. Дисциплина знакомит будущих специалистов с современными методами управления и планирования, что особенно важно при формировании их профессиональных компетенций. Таким образом, учебная дисциплина «Исследование операций и методы оптимизации» занимает одно из ведущих мест в системе подготовки высококвалифицированного специалиста, востребованного в современном мире.

В данной работе была поставлена цель – разработать электронный учебно-методический комплекс по дисциплине «Исследование операций и методы оптимизации». Этот комплекс предназначен для студентов факультета математики и информационных технологий ВГУ имени П.М. Машерова, обучающихся по специальностям «Прикладная информатика (веб-программирование и компьютерный дизайн)» и «Прикладная информатика (программное обеспечение компьютерных систем)».

ЭУМК содержит необходимый теоретический материал, а также материал для проведения лабораторных занятий по дисциплине «Исследование операций и методы оптимизации» и организации самостоятельной работы студентов.