

К.Е. Румянцев, В.В. Котенко, Л.К. Хаджиева**ФОРМИРОВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ ИСТОЧНИКОВ ИНФОРМАЦИИ
НЕЙРОЛИНГВИСТИЧЕСКОЙ ТЕКСТОВОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ**

Исследуется метод нейролингвистической текстовой идентификации, направленный на анализ и верификацию источников информации, включая тексты, сгенерированные системами искусственного интеллекта. Анализируются состояния информации текста китайского произведения автора Ло Гуань-чжун «Троецарствие» в трех вариантах: оригинальный текст, а также состояние текста, полученного с помощью генерации системами искусственного интеллекта Gemini и GPT. Целью исследования является формирование и обоснование параметров для применения в качестве факторов идентификации сгенерированного текста, а также формирование 3D-образов нейролингвистической текстовой идентификации источников информации. Используется специализированный программный комплекс «Анализатор нейролингвистической текстовой идентификации», осуществивший обработку текстовых данных на основе горизонтальной и вертикальной развертки нейролингвистических информационных кадров. В результате сформированы информационные спектры, количественные характеристики (информационная емкость, энтропия, избыточность) и нейролингвистические информационные 3D-образы нейролингвистических кадров текстовой информации китайского произведения. Сравнение уровней идентичности информационных кадров нейролингвистических 3D-образов источника текстовой информации нейролингвистических информационных кадров показывают, что максимальный уровень идентичности наблюдается при сравнении текстов нейролингвистических информационных кадров оригинального текста, а минимальный уровень идентичности наблюдается при сравнении оригинального текста с текстом, сгенерированным с помощью систем искусственного интеллекта. Полученные результаты показывают значимые различия между параметрами нейролингвистических информационных кадров оригинального текста и параметрами текста, сгенерированного системами искусственного интеллекта как по количественным характеристикам текста, так и по характеристикам нейролингвистических информационных 3D-образов. Установлено, что нейролингвистические информационные 3D-образы текстов, созданных системами искусственного интеллекта, обладают более гладкой структурой визуального представления и отличным цветовым распределением по сравнению с нейролингвистическими 3D-образами оригинального текста. Практическая значимость исследования заключается в применении подхода, позволяющего определять сгенерированный текст и верифицировать источники информации. Полученные результаты открывают перспективы для работы и дает возможность реализовывать проекты и создавать программные комплексы способные обнаруживать сгенерированный текст.

Нейролингвистическая идентификация; информационный анализатор; генерация текста; интеллектуальные системы; системы искусственного интеллекта.

K.E. Rumyantsev, V.V. Kotenko, L.K. Khadzhieva**FORMATION OF PARAMETERS OF INFORMATION SOURCES
FOR NEURO-LINGUISTIC TEXT IDENTIFICATION**

This paper explores a method of neurolinguistic text identification aimed at analyzing and verifying information sources, including texts generated by artificial intelligence systems. Three versions of the information states of the text of Luo Guanzhong's Romance of the Three Kingdoms are analyzed: the original text and the text generated by the Gemini and GPT artificial intelligence systems. The study aims to formulate and substantiate parameters for use as identification factors in the generated text, as well as to create 3D images of neurolinguistic textual identification of information sources. The specialized software package "Neurolinguistic Text Identification Analyzer" is used, processing text data based on horizontal and vertical scanning of neurolinguistic information frames. As a result, information spectra, quantitative characteristics (information capacity, entropy, redundancy), and 3D neurolinguistic information images of neurolinguistic frames of textual information of the Chinese work are formed. A comparison of the identity levels of neurolinguistic 3D informational images of the textual information source and neurolinguistic information frames shows that the highest level of identity is observed when comparing the texts of neurolinguistic information frames with the original text, while the lowest level of identity is observed when comparing the original text with the text generated using neural networks. The obtained re-

sults demonstrate significant differences between the parameters of the neurolinguistic information frames of the original text and the parameters of the text generated by neural networks, both in terms of quantitative text characteristics and the characteristics of the neurolinguistic 3D informational images. It was found that the neurolinguistic 3D informational images of texts generated by neural networks have a smoother visual representation structure and an excellent color distribution compared to the neurolinguistic 3D images of the original text. The practical significance of this study lies in the application of an approach that allows for the identification of generated text and the verification of information sources. The obtained results open up prospects for further work and the possibility of creating programs capable of detecting the presence of text generation.

Neurolinguistic identification; information analyzer; text generation; intelligent systems; artificial intelligence systems.

Введение. Основной задачей в настоящее время является обеспечение информационной безопасности, уязвимость данного направления заключается в стремительном развитии различных технологий таких как цифровые технологии, интернет вещей, большие данные и системы искусственного интеллекта. С развитием этих технологий увеличиваются риски воздействия злоумышленников на информационную безопасность с использованием данных технологий. Для обеспечения информационной безопасности необходимо исследовать вероятные воздействия с помощью развивающихся технологий.

Стремительно развивается применение нейронных сетей для формирования текстовых документов в различных направлениях. Определение возможностей и методов распознавания в документах наличия фрагментов генерации являются одними из главных.

В данном исследовании анализируется вероятность распознавания с помощью основных параметров применялись системы искусственного интеллекта при формировании текстового документа или документ сформирован интеллектуальной системой (человеком), исследуется возможность формирования параметров источников информации нейролингвистической текстовой идентификации. В исследовании применяется разработанный программный комплекс «Информационный анализатор нейролингвистической текстовой идентификации». Информационный анализатор нейролингвистической текстовой идентификации формирует информационные образы и информационные характеристики источника текстовой информации пользовательского уровня телекоммуникационных систем на основе анализа горизонтальной и вертикальной разверток.

Программный комплекс обеспечивает выполнение следующих функций:

1. Формирование параметров нейролингвистических источников информации.
2. Определение информационных спектров и характеристик информационных последовательностей горизонтальной и вертикальной развертки нейролингвистических источников текстовой информации.
3. Формирование информационного образа источника текстовой информации пользовательского уровня на основе комплексирования информационных спектров и характеристик последовательности горизонтальной и вертикальной разверток нейролингвистических источников текстовой информации.
4. Анализ информационного образа источника текстовой информации как идентификатора пользовательского уровня телекоммуникационных систем.

Актуальность данного исследования для сферы кибербезопасности заключается в разработке метода верификации источников информации, который может быть применен для противодействия новым угрозам, связанным с генеративным ИИ, таким как массовое создание фишинговых сообщений, дезинформации и автоматизированного вредоносного контента. Проблема обнаружения текстов, сгенерированных нейронными сетями, в настоящее время активно исследуется, как за рубежом, так и в Российской научной школе, где основными направлениями являются анализ стилометрических признаков и статистических особенностей текста, а также оценка устойчивости методов детекции.

Как отмечает Черниговская Т.В. само понимание искусственного интеллекта, недостаточно разработано и понимается очень по-разному не только представителями разных областей знаний, но и внутри самого профессионального пространства.

Функциональная нацеленность ИИ разнообразна. Это задачи автоматического и автоматизированного приема, передачи, накопления, обработки информации и управления. В числе этих задач – распознавание видеообразов и речи, анализ трехмерных сцен, автоматизация рассуждений, межъязыковой перевод естественно-языковых и других текстов и речи, машинное обучение, выявление закономерностей, визуализация и анализ больших данных, семантические модели и вычисления, управление сетями, облачные вычисления, интернет вещей и многое другое.

1. Постановка задачи. Целью исследования является формирование и обоснование параметров (информационная емкость, энтропия, избыточность) для применения в качестве факторов идентификации сгенерированного текста, формирование 3D-образов нейролингвистической текстовой идентификации источников информации, а также сравнение эффективности предлагаемого метода с существующими подходами, в том числе с существующими методами.

Для достижения поставленной цели при проведении исследования последовательно решаются следующие три задачи: проведение нейролингвистической текстовой идентификации источника информации на китайском языке; анализ нейролингвистической текстовой идентификации источника информации; формирование информационного 3D-образа нейролингвистической текстовой идентификации источника информации [1].

Исходными данными для проведения исследования являются источники информации [2], сформированные в системе искусственного интеллекта на предварительно заданную тему на китайском языке. Темой является китайское произведение «Троецарствие». При исследовании текст произведения разделён на три информационных нейролингвистических состояния источника текстовой информации, каждое состояние определено в отдельный документ (формат документа .doc).

2. Анализ существующих методов определения генерированного текста. Прежде чем приступить к основной части исследования и применению анализатора нейролингвистической текстовой идентификации для определения факторов генерации в текстовых документах проведем анализ нескольких существующих методов по определению фактора генерации в текстовых документах.

Метод GLTR для тестирования языковых моделей. GLTR не использует новую сложную модель для определения генерированного текста. Вместо этого он применяет анализ следов, используя саму порождающую языковую модель (такую как GPT-2) против самой себя. Его сила не в абсолютной точности, а в интерактивной визуализации и интерпретируемости процесса принятия решения. Метод основан на фундаментальном статистическом свойстве текста, генерируемого языковыми моделями (LLMs): предсказание следующего слова, стратегия декодирования, гипотеза определения следов. Он работает на основе каждого экземпляра для любого текстового ввода. Серверная часть поддерживает несколько моделей обнаружения. Серверная часть GLTR реализована в PyTorch и предназначена для обеспечения расширяемости. Основная идея GLTR заключается в том, что системы используют предвзятую выборку для генерации текста. Потенциальным ограничением являются выборки, основанные на скрытом исходном тексте. [3].

Метод SentiDetect независим от модели структура для обнаружения текста, сгенерированного LLM, путем анализа расхождения в стабильности распределения тональности. Метод мотивирован эмпирическим наблюдением, что выходные данные LLM, как правило, демонстрируют эмоционально согласованные паттерны, тогда как тексты, написанные человеком, демонстрируют большую эмоциональную изменчивость. Для описания данного явления, уторами были определены две дополнительные метрики: последовательность распределения тональности и сохранение распределения тональности, которые количественно оценивали стабильность при преобразованиях, изменяющих тональность и сохраняющих семантику [4].

Метод DetectGPT демонстрирует, что текст, отобранный из LLM, имеет тенденцию занимать области отрицательной кривизны, определяет новый критерий, основанный на кривизне, для определения того, сгенерирован ли текст. Метод не требует обучения отдельного классификатора, сбора набора данных реальных или сгенерированных фрагментов или явного нанесения водяных знаков на сгенерированный текст. DetectGPT ис-

пользует только логарифмические вероятности, вычисленные с помощью интересующей модели. Основной вклад авторов заключается в а) выявлении и эмпирическом подтверждении гипотезы о том, что кривизна логарифмической функции вероятности модели имеет тенденцию быть значительно более отрицательной для модельных выборок, чем для человеческого текста, б) DetectGPT, практический алгоритм, основанный на гипотезе, который аппроксимирует след логарифма [5].

Анализ показывает, что в настоящее время проблема, связанная с генерацией документов в том числе и текстовых является актуальной в области кибербезопасности. Проводится много исследований различных методов по обнаружению фактора генерации в документах, методы основаны как на эмпирическом наблюдении, анализе слов, предсказании шагов, так и на отрицательной кривизне [6].

3. Формирование нейролингвистических информационных кадров. Приступая к исследованиям, в анализатор нейролингвистической текстовой идентификации загружается информационный, текстовый файл. Для определения основных значений параметров, информационная, текстовая составляющая предварительно формируется в разных системах искусственного интеллекта на определенную заданную тему. Три текстовых информационных источника одного произведения на китайском языке, сформированных ранее в двух системах искусственного интеллекта, проанализированы с помощью анализатора нейролингвистической текстовой идентификации, а далее производится сравнение с источником нейролингвистической информации части оригинального текста произведения [7]. С помощью программы «Анализатор нейролингвистической текстовой идентификации» по данным информационным нейролингвистическим источникам информации сформированы информационные 3D-образы.

При реализации метода нейролингвистической текстовой идентификации, существует проблема, состоящая в неточности формирования значения количества информации при переходе от нейролингвистического текстового кадра к нейролингвистическому информационному кадру. Проблема связана с ограниченной выборкой значений текстового кадра при определении вероятностей элементов кадра (составных частей нейролингвистических текстовых и информационных кадров). При определении вероятностей это ограничение приводит к искажениям, значений количества информации, которые могут представляться как аддитивный белый шум [8].

Для синтеза алгоритма необходимо привести модель информационного сообщения
Модель сообщения

$$J_x(k+1) = \Phi(k+1, k)J_x(k) + \Gamma(k)J_w(k), \quad (1)$$

где $J_x(k+1)$ – вектор состояния системы на шаге $k+1$, который описывает информационные параметры нейролингвистического кадра на следующем временном шаге. $J_x(k+1)$ представляет собой информационные характеристики кадра, такие как количество информации, вероятности появления элементов текста и их контекстные данные, а также динамику изменения этих характеристик с течением времени, которая описывается матрицей перехода. Используется для моделирования динамики изменения информации и учета случайных искажений в процессе передачи данных; J_w – информационный входной шум с нулевым средним и ковариационной матрицей; J_x – информационный вектор состояния системы; k – текущий временной шаг; $\Phi(k+1, k)$ – матрица перехода, описывает динамику изменения характеристик, описывает как информация изменяется со временем.

$$\text{cov}\{J_w(k), J_w(j)\} = D_{J_w}(k)\delta_K(k-j). \quad (2)$$

Для решения проблемы, связанной с ограниченной выборкой значений текстового кадра при определении вероятности элементов кадра, которые могут представляться как аддитивный белый шум, необходимо привести модель наблюдения:

Модель наблюдения

$$J_z(k) = H(k)J_x(k) + J_v(k), \quad (3)$$

где J_v – информационный шум измерения, характеризующий погрешность измерения вероятностей логических элементов в текстовых кадрах при определении количества информации; J_z – совокупность информационных наблюдений; H – матрица наблюдения.

Формирование и оценка информационных образов производится по текстовым файлам произведения на китайском языке в двух разных системах искусственного интеллекта, а также проводится сравнение с оригинальным текстом произведения.

Исследовались следующие нейролингвистические состояния источника текстовой информации интеллектуальной системы (Ло Гуань-чжун) «Троецарствие»:

1. Источник – Троецарствие 1 Ло Гуань-чжун (Т1).
2. Источник – Троецарствие 2 Ло Гуань-чжун (Т2).
3. Источник – Троецарствие 3 Ло Гуань-чжун (Т3).

Исследовались три нейролингвистические состояния источника текстовой информации системы искусственного интеллекта GPT:

1. Источник – Троецарствие 1 GPT (Т4).
2. Источник – Троецарствие 2 GPT (Т5).
3. Источник – Троецарствие 3 GPT (Т6).

Исследовались три нейролингвистические состояния источника текстовой информации системы искусственного интеллекта Gemini:

1. Источник – Троецарствие 1 Gemini (Т7).
2. Источник – Троецарствие 2 Gemini (Т8).
3. Источник – Троецарствие 3 Gemini (Т9).

Формирование нейролингвистических параметров источников информации следующих нейролингвистических состояний источника текстовой информации (Т1, Т2, Т3, Т4, Т5, Т6, Т7, Т8 Т9) начинается с оценки текстовой информации. Параметры нейролингвистических состояний задаются автоматически (указывается число строк и число столбцов), например: состоят из 5 страниц на каждой странице по 34 строки и по 35 столбца.

На рис. 1 наблюдается различия текстовых и информационных нейролингвистических кадров нейролингвистических состояний источника информации [9]. Первая часть рисунка показывает, что текстовый нейролингвистический кадр состоит из китайских иероглифов, символов, промежуточных интервалов, равное количество строк и столбцов текста, которых образует текстовый нейролингвистический кадр. Вторая часть рисунка показывает, что информационный нейролингвистический кадр состоит из цифрового значения китайских иероглифов, символов и пробелов, распределенных также по строкам и столбцам.

Текстовый нейролингвистический кадр	Информационный нейролингвистический кадр																																																																																																																																																																																																																																																																														
三國爭雄，風雲變幻，歷史的車輪永不停歇。仇恨與忠誠的交織，使得每一個決策都生死攸關。但英雄總有歸還塵埃，縱使英雄依然面臨來自吳國和蜀漢的巨大威脅，但朝堂之上的紛爭和戰場上的廝殺，孫吳的威勢依然來自魏國的北方。魏的雄姿，司馬懿，已經在魏國朝中掌握大權，魏國的威勢爭鬥，開始上演。始終如一地堅持北伐戰略，然而，魏國朝堂如履薄冰，魏國和吳，但魏國與蜀漢的邊境上安穩，卻依然面臨隱憂。孫吳去爭和宮廷內鬥，國家的軍力和士氣逐漸來自北方魏國的強大壓力。2. 在魏國治國者和大臣們，在權力的旋渦中不停漸漸削弱了曹氏的影響力，最終使自己滅亡。司馬懿的耐心和權謀，展現了內憂外患，蜀漢衰弱，但蜀漢始終保不斷尋找能夠挽救漢室的机会。每一次他深思熟慮後的抉擇，而他堅持的北伐將蜀國陷入了漫長的對峙和消耗戰中。每而蜀漢即使面臨魏國，始終未能打破魏國的雄姿，依然堅持北伐，但蜀漢的力未曾經，孫吳內部的權力鬥爭日漸加劇，導致內部的腐化使得蜀國的統治力遠魏國北方的強大壓力，吳國的國運愈加衰微，開始為最後的覆滅埋下伏筆。魏國幾乎完全由司馬懿家所掌控，最終	<table><tr><td>7.56</td><td>5.81</td><td>7.48</td><td>8.39</td><td>4.25</td><td>9.98</td><td>18.56</td><td>11.56</td><td>9.24</td><td>4.</td></tr><tr><td>7.98</td><td>4.25</td><td>11.56</td><td>11.56</td><td>7.48</td><td>11.56</td><td>11.56</td><td>3.93</td><td>18.56</td><td>11.</td></tr><tr><td>18.56</td><td>8.38</td><td>8.76</td><td>4.25</td><td>7.31</td><td>9.24</td><td>7.48</td><td>7.56</td><td>18.56</td><td>7.</td></tr><tr><td>5.81</td><td>8.18</td><td>8.88</td><td>8.34</td><td>18.56</td><td>7.31</td><td>8.39</td><td>8.98</td><td>8.56</td><td>7.</td></tr><tr><td>9.98</td><td>3.93</td><td>8.56</td><td>9.34</td><td>4.25</td><td>7.31</td><td>6.76</td><td>11.56</td><td>8.76</td><td>8.</td></tr><tr><td>9.98</td><td>4.25</td><td>7.58</td><td>7.58</td><td>3.93</td><td>9.24</td><td>9.56</td><td>8.18</td><td>8.98</td><td>8.</td></tr><tr><td>8.24</td><td>3.93</td><td>9.98</td><td>8.76</td><td>5.26</td><td>7.88</td><td>7.88</td><td>7.88</td><td>8.38</td><td>4.</td></tr><tr><td>8.76</td><td>7.24</td><td>8.38</td><td>6.87</td><td>4.25</td><td>9.98</td><td>11.56</td><td>3.93</td><td>6.87</td><td>8.</td></tr><tr><td>8.24</td><td>7.48</td><td>9.98</td><td>6.81</td><td>7.98</td><td>9.56</td><td>8.98</td><td>7.88</td><td>9.24</td><td>8.</td></tr><tr><td>8.24</td><td>8.98</td><td>9.98</td><td>11.56</td><td>4.25</td><td>8.39</td><td>9.98</td><td>11.56</td><td>18.56</td><td>4.</td></tr><tr><td>9.98</td><td>8.24</td><td>8.56</td><td>9.24</td><td>9.88</td><td>4.25</td><td>9.56</td><td>8.18</td><td>9.56</td><td>8.</td></tr><tr><td>7.48</td><td>7.24</td><td>11.56</td><td>18.56</td><td>7.56</td><td>7.98</td><td>4.25</td><td>5.81</td><td>7.48</td><td>3.</td></tr><tr><td>8.39</td><td>8.98</td><td>7.88</td><td>7.66</td><td>6.92</td><td>5.81</td><td>3.93</td><td>8.56</td><td>8.18</td><td>8.</td></tr><tr><td>7.88</td><td>7.56</td><td>18.56</td><td>7.24</td><td>8.18</td><td>8.76</td><td>9.24</td><td>4.25</td><td>7.58</td><td>5.</td></tr><tr><td>7.24</td><td>7.24</td><td>18.56</td><td>9.56</td><td>9.31</td><td>7.88</td><td>9.98</td><td>3.93</td><td>9.56</td><td>9.</td></tr><tr><td>8.98</td><td>7.56</td><td>7.48</td><td>4.25</td><td>7.88</td><td>7.88</td><td>8.24</td><td>3.93</td><td>11.56</td><td>4.</td></tr><tr><td>7.56</td><td>9.24</td><td>7.58</td><td>8.76</td><td>5.26</td><td>7.88</td><td>7.88</td><td>8.18</td><td>9.56</td><td>4.</td></tr><tr><td>7.17</td><td>9.98</td><td>11.56</td><td>11.56</td><td>7.88</td><td>18.56</td><td>11.56</td><td>11.56</td><td>7.88</td><td>8.</td></tr><tr><td>8.39</td><td>8.39</td><td>9.98</td><td>18.56</td><td>18.56</td><td>7.48</td><td>3.93</td><td>18.56</td><td>18.56</td><td>4.</td></tr><tr><td>18.56</td><td>5.81</td><td>9.24</td><td>8.38</td><td>9.31</td><td>11.56</td><td>9.56</td><td>3.93</td><td>8.76</td><td>11.</td></tr><tr><td>7.24</td><td>7.88</td><td>7.88</td><td>9.56</td><td>8.76</td><td>9.56</td><td>8.24</td><td>9.56</td><td>8.38</td><td>4.</td></tr><tr><td>7.98</td><td>3.93</td><td>18.56</td><td>9.98</td><td>4.25</td><td>8.18</td><td>8.88</td><td>9.56</td><td>8.98</td><td>7.</td></tr><tr><td>8.76</td><td>8.76</td><td>7.48</td><td>4.25</td><td>7.18</td><td>7.18</td><td>7.56</td><td>7.98</td><td>3.93</td><td>8.</td></tr><tr><td>9.98</td><td>6.87</td><td>7.24</td><td>7.56</td><td>7.98</td><td>3.93</td><td>8.76</td><td>8.98</td><td>7.56</td><td>7.</td></tr><tr><td>8.98</td><td>5.81</td><td>7.48</td><td>7.66</td><td>3.93</td><td>8.56</td><td>8.18</td><td>8.76</td><td>7.98</td><td>4.</td></tr><tr><td>7.56</td><td>7.88</td><td>7.48</td><td>4.25</td><td>9.98</td><td>8.24</td><td>8.39</td><td>8.39</td><td>7.48</td><td>3.</td></tr><tr><td>8.76</td><td>7.24</td><td>18.56</td><td>18.56</td><td>8.56</td><td>9.24</td><td>11.56</td><td>7.88</td><td>7.48</td><td>9.</td></tr></table>	7.56	5.81	7.48	8.39	4.25	9.98	18.56	11.56	9.24	4.	7.98	4.25	11.56	11.56	7.48	11.56	11.56	3.93	18.56	11.	18.56	8.38	8.76	4.25	7.31	9.24	7.48	7.56	18.56	7.	5.81	8.18	8.88	8.34	18.56	7.31	8.39	8.98	8.56	7.	9.98	3.93	8.56	9.34	4.25	7.31	6.76	11.56	8.76	8.	9.98	4.25	7.58	7.58	3.93	9.24	9.56	8.18	8.98	8.	8.24	3.93	9.98	8.76	5.26	7.88	7.88	7.88	8.38	4.	8.76	7.24	8.38	6.87	4.25	9.98	11.56	3.93	6.87	8.	8.24	7.48	9.98	6.81	7.98	9.56	8.98	7.88	9.24	8.	8.24	8.98	9.98	11.56	4.25	8.39	9.98	11.56	18.56	4.	9.98	8.24	8.56	9.24	9.88	4.25	9.56	8.18	9.56	8.	7.48	7.24	11.56	18.56	7.56	7.98	4.25	5.81	7.48	3.	8.39	8.98	7.88	7.66	6.92	5.81	3.93	8.56	8.18	8.	7.88	7.56	18.56	7.24	8.18	8.76	9.24	4.25	7.58	5.	7.24	7.24	18.56	9.56	9.31	7.88	9.98	3.93	9.56	9.	8.98	7.56	7.48	4.25	7.88	7.88	8.24	3.93	11.56	4.	7.56	9.24	7.58	8.76	5.26	7.88	7.88	8.18	9.56	4.	7.17	9.98	11.56	11.56	7.88	18.56	11.56	11.56	7.88	8.	8.39	8.39	9.98	18.56	18.56	7.48	3.93	18.56	18.56	4.	18.56	5.81	9.24	8.38	9.31	11.56	9.56	3.93	8.76	11.	7.24	7.88	7.88	9.56	8.76	9.56	8.24	9.56	8.38	4.	7.98	3.93	18.56	9.98	4.25	8.18	8.88	9.56	8.98	7.	8.76	8.76	7.48	4.25	7.18	7.18	7.56	7.98	3.93	8.	9.98	6.87	7.24	7.56	7.98	3.93	8.76	8.98	7.56	7.	8.98	5.81	7.48	7.66	3.93	8.56	8.18	8.76	7.98	4.	7.56	7.88	7.48	4.25	9.98	8.24	8.39	8.39	7.48	3.	8.76	7.24	18.56	18.56	8.56	9.24	11.56	7.88	7.48	9.
7.56	5.81	7.48	8.39	4.25	9.98	18.56	11.56	9.24	4.																																																																																																																																																																																																																																																																						
7.98	4.25	11.56	11.56	7.48	11.56	11.56	3.93	18.56	11.																																																																																																																																																																																																																																																																						
18.56	8.38	8.76	4.25	7.31	9.24	7.48	7.56	18.56	7.																																																																																																																																																																																																																																																																						
5.81	8.18	8.88	8.34	18.56	7.31	8.39	8.98	8.56	7.																																																																																																																																																																																																																																																																						
9.98	3.93	8.56	9.34	4.25	7.31	6.76	11.56	8.76	8.																																																																																																																																																																																																																																																																						
9.98	4.25	7.58	7.58	3.93	9.24	9.56	8.18	8.98	8.																																																																																																																																																																																																																																																																						
8.24	3.93	9.98	8.76	5.26	7.88	7.88	7.88	8.38	4.																																																																																																																																																																																																																																																																						
8.76	7.24	8.38	6.87	4.25	9.98	11.56	3.93	6.87	8.																																																																																																																																																																																																																																																																						
8.24	7.48	9.98	6.81	7.98	9.56	8.98	7.88	9.24	8.																																																																																																																																																																																																																																																																						
8.24	8.98	9.98	11.56	4.25	8.39	9.98	11.56	18.56	4.																																																																																																																																																																																																																																																																						
9.98	8.24	8.56	9.24	9.88	4.25	9.56	8.18	9.56	8.																																																																																																																																																																																																																																																																						
7.48	7.24	11.56	18.56	7.56	7.98	4.25	5.81	7.48	3.																																																																																																																																																																																																																																																																						
8.39	8.98	7.88	7.66	6.92	5.81	3.93	8.56	8.18	8.																																																																																																																																																																																																																																																																						
7.88	7.56	18.56	7.24	8.18	8.76	9.24	4.25	7.58	5.																																																																																																																																																																																																																																																																						
7.24	7.24	18.56	9.56	9.31	7.88	9.98	3.93	9.56	9.																																																																																																																																																																																																																																																																						
8.98	7.56	7.48	4.25	7.88	7.88	8.24	3.93	11.56	4.																																																																																																																																																																																																																																																																						
7.56	9.24	7.58	8.76	5.26	7.88	7.88	8.18	9.56	4.																																																																																																																																																																																																																																																																						
7.17	9.98	11.56	11.56	7.88	18.56	11.56	11.56	7.88	8.																																																																																																																																																																																																																																																																						
8.39	8.39	9.98	18.56	18.56	7.48	3.93	18.56	18.56	4.																																																																																																																																																																																																																																																																						
18.56	5.81	9.24	8.38	9.31	11.56	9.56	3.93	8.76	11.																																																																																																																																																																																																																																																																						
7.24	7.88	7.88	9.56	8.76	9.56	8.24	9.56	8.38	4.																																																																																																																																																																																																																																																																						
7.98	3.93	18.56	9.98	4.25	8.18	8.88	9.56	8.98	7.																																																																																																																																																																																																																																																																						
8.76	8.76	7.48	4.25	7.18	7.18	7.56	7.98	3.93	8.																																																																																																																																																																																																																																																																						
9.98	6.87	7.24	7.56	7.98	3.93	8.76	8.98	7.56	7.																																																																																																																																																																																																																																																																						
8.98	5.81	7.48	7.66	3.93	8.56	8.18	8.76	7.98	4.																																																																																																																																																																																																																																																																						
7.56	7.88	7.48	4.25	9.98	8.24	8.39	8.39	7.48	3.																																																																																																																																																																																																																																																																						
8.76	7.24	18.56	18.56	8.56	9.24	11.56	7.88	7.48	9.																																																																																																																																																																																																																																																																						

Рис. 1. Текстовые и информационные нейролингвистические кадры нейролингвистического состояния источника информации

В работе авторов Тельпов Р.Е., Ларцина С.В., показаны типовые различия естественных и сгенерированных текстов, отмечается, что в сгенерированных текстах слова, включённые в заголовок, встречаются по тексту значительно чаще, чем в естественных текстах [10].

Как отмечает автор Айдагулова А. Р. сгенерированный текст не раскрывает вопрос в полной мере, включает общую информацию, использует общие шаблонные слова, имеет более простую структуру и поверхностные примеры [11].

Понятие нейролингвистической идентификации как идентификации интеллектуальной составляющей текста новое, необходимость которого обусловлена с появлением ИИ и вероятной угрозы, исходящей от использования искусственного интеллекта в противоправных целях.

Нейролингвистическая идентификация – это идентификация интеллектуальных систем по параметрам идентификатора, отражающего мозговые механизмы речевой деятельности. Результатом речевой деятельности может выступать текст, что объясняет существование нейролингвистической текстовой идентификации. Фактором идентификации может являться язык речевой деятельности. Проблема идентификации мозговых механизмов речевой деятельности может быть решена при использовании в качестве идентификатора количества информации, содержащегося в логических элементах речи (словах, слогах и т.п.) [12].

Нейролингвистические текстовые кадры представляют текст в формализованном виде.

4. Спектры вертикальной и горизонтальной развертки нейролингвистических состояний источника информации. Путем горизонтальной и вертикальной развертки формируется спектр каждого нейролингвистического состояния источника информации. Спектр получаем с помощью анализатора нейролингвистической текстовой идентификации, данные спектров вертикальной и горизонтальной развертки каждого нейролингвистического состояния. Основой анализатора является алгоритм, позволяющий оценить информационные характеристики и определить информационные спектр

Алгоритм определяет логические элементы текста, вычисляет вероятность логических элементов, формирует последовательности значений количества информации соответствующих логическим элементам нейролингвистических информационных состояний, определяет информационную емкость, энтропию и избыточность нейролингвистических информационных кадров. Работа анализатора начинается с момента ввода текста или загрузки документа после чего формируются вероятностный анализ и спектры горизонтальной и вертикальной развертки. Спектры горизонтальной и вертикальной развертки представляют собой методы анализа текстовых данных, нейролингвистических информационных состояний. Спектры горизонтальной и вертикальной развертки позволяют определить характеристики построчного и постолбцового отображения текста, при котором символы выводятся последовательно, строка за строкой, в горизонтальном направлении и столбец за столбцом в вертикальном направлении [13].

На графике, приведенном на рис. 2 показаны параметры, выведенные анализатором нейролингвистической текстовой идентификации для источника (Т1). Результаты остальных источников (Т-2-Т9) занесены в табл. 1. При исследовании учитывались два условия наблюдения: первое связано с исследованием оригинального текста произведения на китайском языке, второе с применением систем искусственного интеллекта для генерации текста данного произведения. Основными параметрами являются: информационная емкость, энтропия и избыточность каждого нейролингвистического информационного состояния. Параметры позволяют выявить уровень идентичности и диапазон, по которому можно определить наличие или отсутствие в тексте элементов генерации. Каждый график индивидуален и соответствует одному из вышеперечисленных информационных нейролингвистических состояний источника текстовой информации. Результаты параметров каждого нейролингвистического информационного состояния приведены под соответствующим графиком, а также занесены в табл. 1.

К основным параметрам выведенным информационным анализатором нейролингвистической текстовой идентификации по нейролингвистическому состоянию источника текстовой информации интеллектуальной системы (Ло Гуань-чжун) Т1 относятся: информационная емкость: 9.42 бит, энтропия: 5.68 бит, избыточность: 3.74 бит. Спектр вертикальной и горизонтальной развертки нейролингвистического состояния источника текстовой информации интеллектуальной системы (Ло Гуань-чжун) Т1 показано на рис. 2.



Рис. 2. Спектр вертикальной и горизонтальной развертки нейролингвистического состояния источника текстовой информации интеллектуальной системы (Ло Гуань-чжун) T1

Основные параметры нейролингвистических информационных состояний источников текстовой информации сведены в табл. 1.

Таблица 1

Основные параметры нейролингвистических информационных состояний источников текстовой информации

№ п/п	Название нейролингвистических кадров	Информационная ёмкость, бит	Энтропия, бит	Избыточность, бит
1.	T1	9,42	5,68	3,74
2.	T2	9,63	5,76	3,87
3.	T3	9,69	5,39	3,69
4.	T4	9,39	7,96	1,43
5.	T5	9,21	8,01	1,20
6.	T6	9,22	7,90	1,32
7.	T7	10,10	8,52	1,58
8.	T8	10,01	8,41	1,60
9.	T9	9,79	8,18	1,62

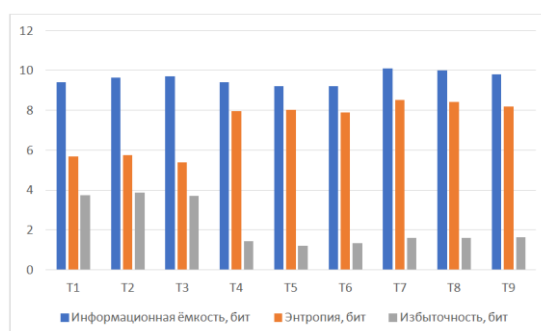


Рис. 3. График основных параметров нейролингвистических информационных состояний источника текстовой информации

По параметрам нейролингвистических информационных состояний источника текстовой информации сведенных в таблицу 1 выявляются следующие значения: максимальное значение информационной емкости прослеживается в информационном нейролингвистическом состоянии (T7) и равно 10,10 бит; минимальное значение

информационной емкости прослеживается в информационном нейролингвистическом состоянии (Т5) и равно 9,21 бит; среднее значение информационной емкости информационных нейролингвистических состояний равно 9,66 бит; максимальное значение энтропии прослеживается в информационном нейролингвистическом состоянии (Т7) и равно 8,52 бит; минимальное значение энтропии прослеживается в информационном нейролингвистическом состоянии (Т3) и равно 5,39 бит; среднее значение энтропии информационных нейролингвистических состояний равно 6,95 бит; максимальное значение избыточности прослеживается в информационном нейролингвистическом кадре (Т2) и равно 3,87 бит; минимальное значение избыточности прослеживается в информационном нейролингвистическом кадре (Т5) и равно 1,20 бит; среднее значение избыточности информационных нейролингвистических состояний равно 2,53 бит. График основных параметров нейролингвистической текстовой идентификации нейролингвистических информационных состояний приведен на рис. 8.

Результаты исследования показали, что основные параметры нейролингвистических состояний оригинального текста произведения на китайском языке отличаются от результатов нейролингвистических информационных состояний сгенерированного текста системами искусственного интеллекта [13].

5. Формирование нейролингвистического информационного 3D-образа. Следующим этапом исследования является формирование нейролингвистического информационного 3D-образа источника текстовой информации [14] каждого нейролингвистического информационного кадра ((Т1, Т2, Т3, Т4, Т5, Т6, Т7, Т8, Т9, Т10), результаты нескольких 3D-образов источника текстовой информации приведены на рис. 4, 5. Сформированные нейролингвистические информационные 3D-образы имеют форму песочных часов, которая отражает общую структуру текста (сжатие/расширение информационной плотности), 3D-образы отличаются друг от друга широкотатой либо гладкой поверхностью, наличием, отсутствием и долей следующих цветов (желтый, красный, голубой, синий, оранжевый, зеленый).

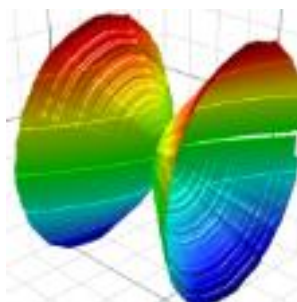


Рис. 4. Нейролингвистический информационный 3D-образ источника текстовой информации Т1

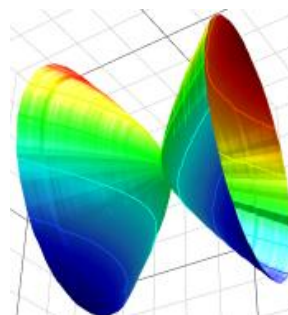


Рис. 5. Нейролингвистический информационный 3D-образ источника текстовой информации Т5

Наличие очень гладкой поверхности формы 3D-образа говорит об отсутствии естественных переходов в тексте, что чаще всего свойственно обработанному тексту с использованием систем искусственного интеллекта. Наличие сильной шероховатости на поверхности формы 3D-образа говорит о скачках параметров между предложениями, отсутствием часто используемых шаблонных слов в тексте, отсутствие повторяющихся по смыслу перефразированных предложений, что свойственно естественному переходу текста сформированному интеллектуальной системой (человеком).

Значение каждого цвета формы 3D-образа:

1. Синий в зависимости от доли наличия в форме 3D-образа соответствует низкой информационной активности, высокой структурированности текста нейролингвистического информационного кадра (например, большое количество в тексте наличия шаблонных фраз).
2. Голубой в зависимости от доли наличия в форме 3D-образа определяет умеренную информативность, слабую вариативность (стандартные синтаксические конструкции).

3. Зеленый отвечает за нормативные распределения информации, текстовые фрагменты с близкими к средним значениями параметров (вероятность наличия естественной речи).

4. Желтый отвечает за повышенную информационную нагрузку (наличие в тексте терминов или уникальных формулировок).

5. Оранжевый отвечает за слабую предсказуемость, фрагменты с нестандартными лингвистическими оборотами (наличие в тексте мифов, сложных синтаксических конструкций).

6. Красный отвечает за максимальную информационную плодность (наличие в тексте креативных и редких текстовых структур).

Нейролингвистический информационный 3D-образ источника текстовой информации оригинального текста произведения Т1 формы песочных часов, красного, желтого, зеленого, голубого и синего цветов. Наблюдается более шероховатая поверхность формы 3D-образа свойственная наличию большого количества естественной речи в сочетании с преобладанием зеленого цвета, отвечающего за нормативное распределение информации и минимальным количеством голубого и желтого цвета [15]. Данное сочетание говорит о большой вероятности того, что данный текст сформирован человеком (интеллектуальной системой).

Нейролингвистический информационный 3D-образ источника текстовой информации, полученного с помощью системы искусственного интеллекта GPT T5 формы песочных часов, красного, желтого, зеленого, голубого и синего цветов. Наблюдается гладкая поверхность формы 3D-образа, что говорит о вероятном наличии искусственных переходов в сочетании с преобладанием голубого, синего и красного цветов, для которых свойственно наличие шаблонных фаз, редких текстовых структур, умеренную информативность и минимальным количеством желтого цвета, отвечающего за наличие повышенной информационной нагрузки. Данное сочетание свойственно сгенерированному тексту [16].

6. Сравнение нейролингвистических информационных 3D-образов. Переходим к сравнению и идентификации нейролингвистических информационных 3D-образов источника текстовой информации. Результаты сравнения и идентификации нейролингвистических информационных 3D-образов показано на рис. 6, 7.

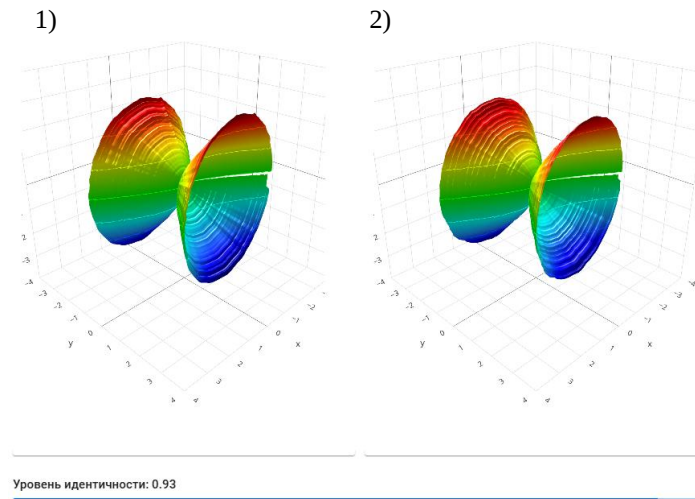


Рис. 6. Уровень идентичности нейролингвистических информационных 3D-образов источника информации Т1 и Т3

Сравнение информационных нейролингвистических информационных 3D-образов источника текстовой информации нейролингвистических информационных состояний Т1 и Т3 показало, что уровень идентичности равен значению 0,93. Уровень идентичности нейролингвистических информационных 3D-образов источника текстовой информации Т1 и Т3 показан на рис. 6. Данные рис. 6 приведены в табл. 2.

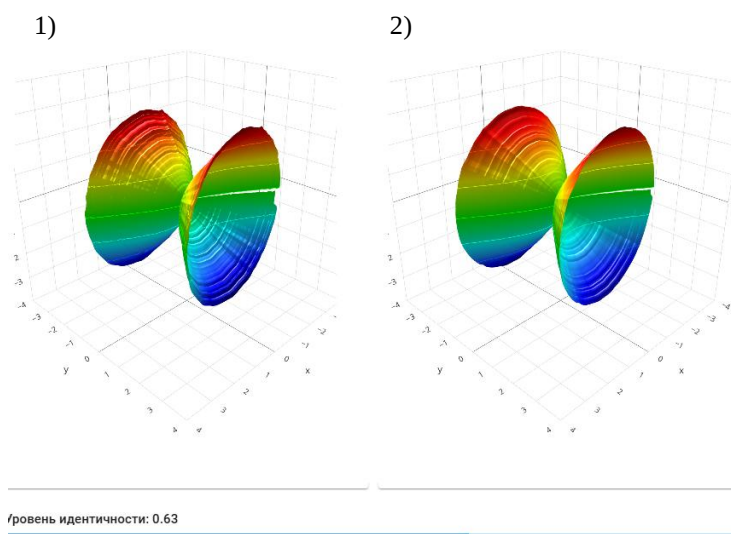


Рис. 7. Уровень идентичности нейролингвистических информационных 3D-образов источника текстовой информации T1 и T7

Сравнение информационных нейролингвистических информационных 3D-образов источника текстовой информации нейролингвистических информационных состояний T1 и T7 показало, что уровень идентичности равен значению 0,63. Уровень идентичности нейролингвистических информационных 3D-образов источника текстовой информации T1 и T7 показан на рис. 7. Данные рис. 7 приведены в табл. 3.

Анализ результатов сравнения нейролингвистических информационных 3D-образов информационных нейролингвистических состояний сведены в табл. 2, 3.

Таблица 2

Результаты сравнения нейролингвистических информационных 3D-образов информационных нейролингвистических состояний одних систем

№ п/п	Источник	Источники информации нейролингвистических информационных кадров	Уровень идентичности
1	Ло Гуань-чжун	T1 и T2	0,86
2		T2 и T3	0,85
3		T1 и T3	0,93
4	GPT	T4 и T5	0,66
5		T5 и T6	0,87
6		T4 и T6	0,76
7	Gemini	T7 и T8	0,95
8		T8 и T9	0,92
9		T7 и T9	0,96

Области значений уровней идентичности нейролингвистических информационных 3D-образов одинаковых нейролингвистических состояний одних систем приведены на рис. 8.

Области значений уровней идентичности нейролингвистических информационных 3D-образов одинаковых нейролингвистических состояний разных систем приведены на рис. 9.

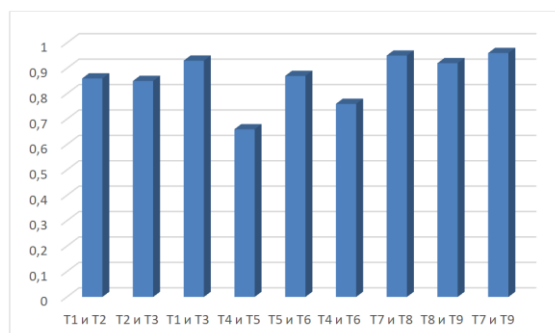


Рис. 8. Области значений уровней идентичности нейролингвистических информационных 3D-образов нейролингвистических состояний одних систем

Таблица 3

Результаты сравнения нейролингвистических информационных 3D-образов информационных нейролингвистических состояний разных систем

№ п/п	Источники информации нейролингвистических информационных кадров	Уровень идентичности
1	T1 и T4	0,70
2	T4 и T7	0,90
3	T1 и T7	0,63
4	T5 и T8	0,78
5	T5 и T2	0,69
6	T8 и T2	0,52
7	T9 и T6	0,83
8	T3 и T6	0,65
9	T3 и T9	0,54

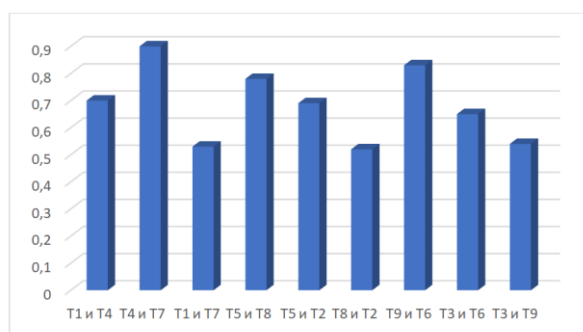


Рис. 9. Области значений уровней идентичности нейролингвистических информационных 3D-образов нейролингвистических состояний разных систем

7. Обсуждение результатов и сравнение с существующими методами. Сравнение информационных нейролингвистических информационных 3D-образов источника текстовой информации нейролингвистических состояний источника текстовой информации показывает, что минимальное значение уровня идентичности наблюдается в сравнении оригинального текста и текста, сгенерированного нейронными сетями (T8 и T2) и равно значению 0,52 нейролингвистических информационных 3D-образов источника текстовой информации (табл. 3), максимальное значение уровня идентичности наблюдается при сравнении разных нейролингвистических состояний источника текстовой информации (T7 и T9) и равно значению 0,96 (табл. 2).

Полученные результаты демонстрируют статистически значимое различие между параметрами текстов, созданных человеком и сгенерированных ИИ. Как видно из табл. 1, средняя энтропия текстов, созданных ИИ (GPT: 7.96 бит), систематически выше, а избыточность – значительно ниже (GPT: 1.32 бит; Gemini: 1.60 бит), по сравнению с оригинальным текстом (Энтропия: 5.76 бит; Избыточность: 3.87 бит). Это согласуется с фундаментальными принципами информации: языковые модели, оптимизированные на предсказание следующего токена, могут производить текст с иными статистическими свойствами, чем человеческий, что отмечается в работах [17, 18]. Наблюдаемое явление также коррелирует с выводами исследователей о наличии статистически измеримых различий в машинных и человеческих текстах [19].

Визуальный анализ 3D-образов подтверждает количественные данные. Образы сгенерированных текстов характеризуются более гладкой поверхностью, что связано с меньшей вариативностью в локальных паттернах текста. [20–23].

Предлагаемый метод предлагает альтернативный подход к классическим методам обнаружения сгенерированного текста, основанным на анализе (как в GLTR [24]) или использовании тонко настроенных нейросетей классификаторов [25, 26]. Его потенциальное преимущество заключается в наглядности результатов и возможности интерпретации на основе информационно-теоретического аппарата. В отличие от нейросетевых классификаторов, метод предоставляет визуализируемые и анализируемые параметры. Кроме того, он менее требователен к вычислительным ресурсам по сравнению с подходами, требующими тонкой настройки больших моделей [27]. Однако для полной проверки и сравнения точности с современными методами требуются дальнейшие исследования с большим объемом данных.

Заключение. Проведено исследование по двум направлениям. Во-первых, проведен анализ формирования основных параметров для анализа нейролингвистических состояний, как оригинального текста произведения на китайском языке, так и текста, полученного с помощью систем искусственного интеллекта. Параметры нейролингвистических состояний, полученных на основе оригинального текста произведения отличаются от параметров нейролингвистических состояний источника текстовой информации, полученных с помощью систем искусственного интеллекта. Во-вторых, исследованы нейролингвистические информационные 3D-образы оригинального текста и текста, полученного с помощью систем искусственного интеллекта. Полученные нейролингвистические информационные 3D-образы источника текстовой информации отличаются друг от друга, не выявлено ни одной пары идентичных нейролингвистических информационных 3D-образов.

Наблюдения показали, что нейролингвистические информационные 3D-образы источника текстовой информации первого, второго и третьего нейролингвистических информационных состояний оригинального текста произведения (T1, T2, T3), формы песочных часов, красного, желтого, зеленого, голубого и синего цвета, имели выраженную шероховатую поверхность формы 3D-образа, свойственной наличию большого количества естественной речи в сочетании с преобладанием в формах 3D-образа зеленого цвета, отвечающего за нормативное распределение информации и минимальным количеством голубого, желтого, синего цветов, такое сочетание свойственно тексту, сформированному интеллектуальной системой.

Нейролингвистические информационные 3D-образы источника текстовой информации первого, второго и третьего нейролингвистических состояний, полученных с помощью систем искусственного интеллекта GPT (T4, T5, T6) и Gemini (T7, T8, T9) формы песочных часов, красного, желтого, зеленого, голубого и синего цвета, имели более гладкую поверхность формы 3D-образа, что свойственно наличию искусственных переходов в сочетании с преобладанием в формах синего цвета, для которого свойственно наличие шаблонных фаз, и минимальным количеством зеленого цвета, отвечающего за наличие естественной речи, данное сочетание свойственно сгенерированному тексту с помощью систем искусственного интеллекта.

Сравнение уровней идентичности информационных нейролингвистических 3D-образов источника текстовой информации показывают, что максимальный уровень идентичности нейролингвистических состояний оригинального текста составляет 93%,

минимальный уровень идентичности нейролингвистических состояний оригинального текста составляет 85%. Максимальный уровень идентичности при сравнении нейролингвистических состояний оригинального текста с текстом, полученным с помощью систем искусственного интеллекта, составляет 96% минимальный уровень идентичности наблюдается при сравнении нейролингвистических состояний оригинального текста с текстом, полученным с помощью систем искусственного интеллекта, составляет 52% что свидетельствует о принципиальном различии генеративных и естественных фрагментов текста. На данном этапе наблюдение позволяет подтвердить вероятность использования данного метода для определения наличия в тексте элементов генерации.

Перспективы дальнейших исследований связаны с применением метода к текстовым документам разной направленности на разных языках, а также с разработкой программного решения, интегрируемого в системы мониторинга информационной безопасности для автоматического выявления сгенерированного материала. Важным направлением является также исследование устойчивости метода к целенаправленным искажениям текста.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Котенко В.В. Технологии информационного анализа пользовательского уровня телекоммуникационных систем: учеб. пособие. – Ростов-на-Дону – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2019. – 194 с.
2. Федеральный закон №572 от 29 декабря 2022 г. «Об осуществлении идентификации и (или) аутентификации физических лиц с использованием биометрических персональных данных».
3. Mitchell E., Lee Y., Khazatsky A., Manning C.D., and Finn C. Detectgpt: Zero-shot machine-generated text detection using probability curvature // In International Conference on Machine Learning. – 2023. – P. 24950-24962. PMLR.
4. Котенко В.В. Теория виртуализации и защита телекоммуникаций: монография. – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2011. – 236 с.
5. Bao G., Zhao Y., Teng, Z., Yang L., and Zhang Y. Fast-DetectGPT: Efficient Zero-Shot Detection of MachineGenerated Text via Conditional Probability Curvature // In the Twelfth International Conference on Learning Representations. – 2024.
6. Корниенко В.Т., Гиниятуллин Л.П. Использование акустической голографии в системах видеонаблюдения оптически непрозрачных контролируемых объемов // Информационное противодействие угрозам терроризма. – 2010. – № 15. – С. 123-126.
7. Пронь Е.В. Биометрическая система контроля доступа на закрытые объекты путем распознавания лиц людей в толпе по сигналам с камер видеонаблюдения // Актуальные проблемы авиации и космонавтики. – 2017. – Т. 2. – С. 218-220.
8. Глазкова А.В. Сравнение нейросетевых моделей для классификации текстовых фрагментов, содержащих биографическую информацию // Программные продукты и системы. – 2019. – Т. 32, № 2. – С. 65-69.
9. Тельнов Р.Е., Ларцина С.В. Типовые различия естественных и сгенерированных нейронной сетью текстов в квантитативном аспекте // Научный диалог. – 2023. – Т. 12, № 7. – С. 47-65.
10. Айдагулова А.Р. Особенности текстов, сгенерированных искусственным интеллектом // Вестник Башкирского государственного педагогического университета им. М. Акмуллы. – 2023. – № 4 (72). – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/osobennosti-tekstov-sgenerirovannyh-iskusstvennym-intellektom> (дата обращения: 13.09.2025).
11. Указ Президента РФ от 10 октября 2019 г. № 490. «Национальная стратегия развития искусственного интеллекта до 2030 года в Российской Федерации».
12. Котенко В.В., Румянцев К.Е., Хаджиева Л.К. Оценка возможностей нейролингвистической идентификации систем искусственного интеллекта // Вестник УрФО. Безопасность в информационной сфере. – 2024. – № 2 (52). – С. 13-24.
13. Куртукова А.В., Романов А.С., Федотова А.М., Шелупанов А.А. Архитектура интеллектуальной системы для идентификации автора исходного кода // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. – 2022. – Т. 25, № 3. – С. 39-44. – DOI: 10.21293/1818-0442-2022-25-3-39-44.
14. Котенко В.В., Румянцев К.Е., Хаджиева Л.К. Параметры нейролингвистической идентификации систем искусственного интеллекта // Вестник УрФО. Безопасность в информационной сфере. – 2024. – № 3 (53). – С. 32-43.
15. Siyuan Li, Xi Lin, Guangyan Li, Zehao Liu, Aodu Wulianghai, Li Ding, Jun Wu, Jianhua Li. Model-Agnostic Sentiment Distribution Stability Analysis for Robust LLM-Generated Texts Detection License: arXiv.org perpetual non-exclusive license arXiv:2508.06913v1 [cs.CL] 09 Aug 2025.

16. Румянцев К.Е., Хаджиева Л.К. Анализ применения нейролингвистической идентификации систем искусственного интеллекта // Современные методы, средства и технологии защиты информации – 2024: Сб. трудов XV Международной научно-практической конференции имени Олега Борисовича Макаревича. – Таганрог, 2024. – С. 188-192.
17. Chakraborty S., Bedi A., Zhu S., An B., Manocha D., and Huang F. Position: On the possibilities of AI-generated text detection // In Forty-first International Conference on Machine Learning. – 2024.
18. Брюхомицкий Ю.А. Модель системы биометрической верификации пользователей информационных систем // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2024. – № 2 (238). – С. 17-25.
19. Брюхомицкий Ю.А. Иммунологическая модель текстонезависимой голосовой идентификации личности // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 2 (226). – С. 6-13.
20. Хаджиева Л.К., Котенко В.В., Румянцев К.Е. Нейролингвистическая информационная идентификация интеллектуальных систем // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2024. – № 3 (239). – С. 33-44.
21. Черниговская Т.В. Естественный и искусственный интеллект: смыслы или структуры // Человек и системы искусственного интеллекта. – СПб.: Изд-во «Юридический центр», 2022. – С. 160-171.
22. Лекторский В.А., Васильев С.Н., Макаров В.Л. [и др.]. Человек и системы искусственного интеллекта. – СПб.: Изд-во «Юридический центр», 2022. – 328 с. – ISBN 978-5-94201-835-1. – EDN XSBHKY.
23. Litvinova T. Authorship attribution of russian social media texts: does the volume of data favor idiolect identification? // Lecture Notes in Networks and Systems. – 2022. – Vol. 315. – P. 352-362.
24. Juan Liu, Min Hu, Ying Wang, Zhong Huang, Julang Jiang. Symmetric Multi-Scale Residual Network Ensemble with Weighted Evidence Fusion Strategy for Facial Expression Recognition // Symmetry. – 2023. – 15 (6). – P. 1228.
25. Gehrmann S., Ströbel H., & Rush A.M. GLTR: Statistical detection and visualization of generated text // In Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: System Demonstrations. – 2019, July. – P. 111-116.
26. Hans A., Schwarzschild A., Cherepanova V., Kazemi H., Saha A., Goldblum M., Geiping J., and Goldstein T. Spotting LLMs With Binoculars: Zero-Shot Detection of Machine-Generated Text // In International Conference on Machine Learning. – 2024. – P. 17519-17537. PMLR.
27. Zhang S., Song Y., Li Y., Han B., and Tan M. Detecting Machine-Generated Texts by MultiPopulation Aware Optimization for Maximum Mean Discrepancy // In The Twelfth International Conference on Learning Representations. – 2024.

REFERENCES

1. Kotenko V.V. Tekhnologii informatsionnogo analiza pol'zovatel'skogo urovnya telekommunikatsionnykh sistem: ucheb. Posobie [Technologies of information analysis of the user level of telecommunication systems: a textbook]. Rostov-on-Don – Taganrog: Izd-vo YuFU, 2019, 194 p.
2. Federal'nyy zakon №572 ot 29 dekabrya 2022 g. «Ob osushchestvlenii identifikatsii i (ili) autentifikatsii fizicheskikh lits s ispol'zovaniem biometricheskikh personal'nykh dannykh» [Federal Law No. 572 of December 29, 2022 "On the Identification and (or) Authentication of Individuals using Biometric personal Data"].
3. Mitchell E., Lee Y., Khazatsky A., Manning C.D., and Finn C. Detectgpt: Zero-shot machine-generated text detection using probability curvature, In *International Conference on Machine Learning*, 2023, pp. 24950-24962. PMLR.
4. Kotenko V.V. Teoriya virtualizatsii i zashchita telekommunikatsiy: monografiya [Theory of virtualization and protection of telecommunications: a monograph]. Taganrog: Izd-vo TTI YuFU, 2011, 236 p.
5. Bao G., Zhao Y., Teng, Z., Yang L., and Zhang Y. Fast-DetectGPT: Efficient Zero-Shot Detection of MachineGenerated Text via Conditional Probability Curvature, In *the Twelfth International Conference on Learning Representations*, 2024.
6. Kornienko V.T., Giniyatullin L.P. Ispol'zovanie akusticheskoy golografii v sistemakh videonablyudeniya opticheski neprozrachnykh kontroliruemykh ob"emov [The use of acoustic holography in video surveillance systems of optically opaque controlled volumes], *Informatsionnoe protivodeystvie ugrozam terrorizma* [Information Counteraction to Terrorist Threats], 2010, No. 15, pp. 123-126.
7. Pron' E.V. Biometricheskaya sistema kontrolya dostupa na zakrytye ob"ekty putem raspoznavaniya lits lyudey v tolpe po signalam s kamer videonablyudeniya [Biometric access control system for closed facilities by recognizing people's faces in a crowd based on signals from surveillance cameras], *Aktual'nye problemy aviatsii i kosmonavтики* [Actual Problems of Aviation and Cosmonautics], 2017, Vol. 2, pp. 218-220.
8. Glazkova A.V. Sravnenie neyrosetevykh modeley dlya klassifikatsii tekstovykh fragmentov, sodержashchikh biograficheskuyu informatsiyu [Comparison of neural network models for classifying text fragments containing biographical information], *Programmnye produkty i sistemy* [Software products and systems], 2019, Vol. 32, No. 2, pp. 65-69.

9. Tel'pov R.E., Lartsina S.V. Tipovye razlichiya estestvennykh i sgenerirovannykh neyronnoy set'yu tekstov v kvantitativnom aspekte [Typical differences between natural and neural network-generated texts in the quantitative aspect], *Nauchnyy dialog* [Scientific Dialogue], 2023, Vol. 12, No. 7, pp. 47-65.
10. Aydagulova A.R. Osobennosti tekstov, sgenerirovannykh iskusstvennym intellektom [Features of texts generated by artificial intelligence], *Vestnik Bashkirskogo gosudarstvennogo pedagogicheskogo universiteta im. M. Akmully* [Bulletin of the Bashkir State Pedagogical University named after M. Akmulla], 2023, No. 4 (72). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/osobennosti-tekstov-sgenerirovannykh-iskusstvennym-intellektom> (accessed 13 September 2025).
11. Ukaz Prezidenta RF ot 10 oktyabrya 2019 g. № 490. «Natsional'naya strategiya razvitiya iskusstvennogo intellekta do 2030 goda v Rossiyskoy Federatsii» [Decree of the President of the Russian Federation No. 490 dated October 10, 2019. "National Strategy for the Development of Artificial Intelligence until 2030 in the Russian Federation"].
12. Kotenko V.V., Rumyantsev K.E., Khadzhieva L.K. Otsenka vozmozhnostey neyrolingvisticheskoy identifikatsii sistem iskusstvennogo intellekta [Assessment of the possibilities of neuro-linguistic identification of artificial intelligence systems], *Vestnik UrFO. Bezopasnost' v informatsionnoy sfere* [Bulletin of the Ural Federal District. Information Security], 2024, No. 2 (52), pp. 13-24.
13. Kurtukova A.V., Romanov A.S., Fedotova A.M., Shelupanov A.A. Arkhitektura intellektual'noy sistemy dlya identifikatsii avtora iskhodnogo koda [Architecture of an intelligent system for identifying the author of the source code], *Doklady Tomskogo gosudarstvennogo universiteta sistem upravleniya i radioelektroniki* [Reports of Tomsk State University of Control Systems and Radio Electronics], 2022, Vol. 25, No. 3, pp. 39-44. DOI: 10.21293/1818-0442-2022-25-3-39-44.
14. Kotenko V.V., Rumyantsev K.E., Khadzhieva L.K. Parametry neyrolingvisticheskoy identifikatsii sistem iskusstvennogo intellekta [Parameters of neuro-linguistic identification of artificial intelligence systems], *Vestnik UrFO. Bezopasnost' v informatsionnoy sfere* [Bulletin of the Ural Federal District. Information Security], 2024, No. 3 (53), pp. 32-43.
15. Siyuan Li, Xi Lin, Guangyan Li, Zehao Liu, Aodu Wulianghai, Li Ding, Jun Wu, Jianhua Li. Model-Agnostic Sentiment Distribution Stability Analysis for Robust LLM-Generated Texts Detection License: arXiv.org perpetual non-exclusive license arXiv:2508.06913v1 [cs.CL] 09 Aug 2025.
16. Rumyantsev K.E., Khadzhieva L.K. Analiz primeneniya neyrolingvisticheskoy identifikatsii sistem iskusstvennogo intellekta [Analysis of the application of neuro-linguistic identification of artificial intelligence systems], *Sovremennye metody, sredstva i tekhnologii zashchity informatsii – 2024: Sb. trudov XV Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii imeni Olega Borisovicha Makarevicha* [Modern methods, means and technologies of information protection – 2024: Proceedings of the XV International Scientific and Practical Conference named after Oleg Borisovich Makarevich]. Taganrog, 2024, pp. 188-192.
17. Chakraborty S., Bedi A., Zhu S., An B., Manocha D., and Huang F. Position: On the possibilities of AI-generated text detection, *In Forty-first International Conference on Machine Learning*, 2024.
18. Bryukhomitskiy Yu.A. Model' sistemy biometricheskoy verifikatsii pol'zovateley informatsionnykh sistem [Model of the biometric verification system for information systems users], *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2024, No. 2 (238), pp. 17-25.
19. Bryukhomitskiy Yu.A. Immunologicheskaya model' tekstonezavisimoy golosovoy identifikatsii lichnosti [Immunological model of text-independent voice identification], *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2022, No. 2 (226). – S. 6-13.
20. Khadzhieva L.K., Kotenko V.V., Rumyantsev K.E. Neyrolingvisticheskaya informatsionnaya identifikatsiya intellektual'nykh sistem [Neuro-linguistic information identification of intelligent systems], *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2024, No. 3 (239), pp. 33-44.
21. Chernigovskaya T.V. Estestvennyy i iskusstvennyy intellekt: smysly ili struktury [Natural and artificial intelligence: meanings or structures], *Chelovek i sistemy iskusstvennogo intellekta* [Man and artificial intelligence systems]. St. Petersburg: Izd-vo «Yuridicheskiiy tsentr», 2022, pp. 160-171.
22. Lektorskiy V.A., Vasil'ev S.N., Makarov V.L. [i dr.]. Chelovek i sistemy iskusstvennogo in-tellekta [Man and artificial intelligence systems]. St. Petersburg: Izd-vo «Yuridicheskiiy tsentr», 2022. – 328 s. ISBN 978-5-94201-835-1. EDN XSBHKY.
23. Litvinova T. Authorship attribution of russian social media texts: does the volume of data favor idiolect identification?, *Lecture Notes in Networks and Systems*, 2022, Vol. 315, pp. 352-362.
24. Juan Liu, Min Hu, Ying Wang, Zhong Huang, Julang Jiang. Symmetric Multi-Scale Residual Network Ensemble with Weighted Evidence Fusion Strategy for Facial Expression Recognition, *Symmetry*, 2023, 15 (6), pp. 1228.

25. Gehrman S., Strobelt H., & Rush A.M. GLTR: Statistical detection and visualization of generated text, *In Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: System Demonstrations*, 2019, July, pp. 111-116.
26. Hans A., Schwarzschild A., Cherepanova V., Kazemi H., Saha A., Goldblum M., Geiping J., and Goldstein T. Spotting LLMs With Binoculars: Zero-Shot Detection of Machine-Generated Text, *In International Conference on Machine Learning*, 2024, pp. 17519-17537. PMLR.
27. Zhang S., Song Y., Yang J., Li Y., Han B., and Tan M. Detecting Machine-Generated Texts by MultiPopulation Aware Optimization for Maximum Mean Discrepancy, *In The Twelfth International Conference on Learning Representations*, 2024.

Румянцев Константин Евгеньевич – Южный федеральный университет; e-mail: rke2004@mail.ru; г. Ростов-на-Дону, Россия; тел.: 89281827209; кафедра информационной безопасности телекоммуникационных систем; д.т.н.; профессор; зав. кафедрой.

Котенко Владимир Владимирович – Южный федеральный университет; e-mail: kotenkovv@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 89043468665; кафедра информационной безопасности телекоммуникационных систем; к.т.н.; доцент.

Хаджиева Лаура Куйраевна – Грозненский государственный нефтяной технический университет имени М.Д. Миллионщикова; e-mail: laura.hadjieva3009@mail.ru; г. Грозный, Россия; тел.: 89380230505; кафедра информатики и вычислительной техники; старший преподаватель.

Rumyantsev Konstantin Yevgenievich – Southern Federal University; e-mail: rke2004@mail.ru; Rostov-on-Don, Russia; phone: +79281827209; the Department of Information Security of Telecommunication Systems; dr. of eng. sc.; professor; head of department.

Kotenko Vladimir Vladimirovich – Southern Federal University; e-mail: kotenkovv@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +79043468665; the Department of Information Security of Telecommunication Systems; cand. of eng. sc.; associate professor.

Khadzhieva Laura Kuyraevna – Grozny State Petroleum Technical University named after M.D. Millionshchikova; e-mail: laura.hadjieva3009@mail.ru; Grozny, Russia; phone: +79380230505; the Department of Informatics and Computer Science; senior lecturer.

УДК 004.932.2

DOI 10.18522/2311-3103-2026-3-188-208

М.А. Филонова, С.Н. Широкова

СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ: СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, АЛГОРИТМЫ И ПЕРСПЕКТИВЫ ПРИМЕНЕНИЯ В СТРОИТЕЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКЕ

Актуальность исследования обусловлена ростом интереса к гиперспектральным изображениям как инструменту неразрушающего контроля строительных материалов и конструкций, а также недостаточной систематизацией современных методов их обработки. Цель работы состоит в системном анализе алгоритмов обработки HSI, выявлении их преимуществ, ограничений и перспектив применения в задачах строительной диагностики. В исследовании рассмотрены особенности гиперспектральных данных, включая высокую размерность, шумы, калибровочные погрешности, атмосферные искажения и дефицит размеченных выборок. Показана эволюция подходов от классических методов машинного обучения и ручного конструирования признаков к глубоким нейронным сетям. Проанализированы методы снижения размерности, классификаторы kNN, байесовские модели, логистическая регрессия, Random Forest, SVM и MLP, а также способы учета спектрально-пространственного контекста. Особое внимание уделено современным архитектурам глубокого обучения: 1D-, 2D- и 3D-CNN, RNN, LSTM/GRU, гибридным CNN-RNN-моделям, трансформерам и CNN-Transformer-схемам. Отдельно рассмотрены transfer learning, semi-supervised learning, self-supervised learning, few-shot learning, meta-learning и domain adaptation как способы преодоления ограниченности разметки. Выполнено сопоставление подходов по требованиям к данным, вычислительной сложности, устойчивости к шумам, способности учитывать спектральные и пространственные зависимости. Показано, что наиболее перспективными для строительной диагностики являются гибридные модели, сочетающие локальные признаки сверток, глобальный контекст внимания и