УДК 004.93 Вестник УрФО № 2(52) / 2024, с. 13–23

Котенко В. В., Румянцев К. Е., Хаджиева Л. К. DOI: 10.14529/secur240202

ОЦЕНКА ВОЗМОЖНОСТЕЙ НЕЙРОЛИНГВИСТИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Приведены результаты исследований возможностей нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта (СИИ). Для достижения целей исследования применён апробированный программный комплекс оценки информационных параметров нейролингвистической текстовой идентификации интеллектуальных систем. Результаты исследований указывают на возможность применения в качестве параметров нейролингвистической идентификации информационных характеристик текстовой составляющей систем искусственного интеллекта при рассмотрении их в качестве источников информации. Приведены зависимости основных и производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации от изменений систем искусственного интеллекта. Проанализированы изменения показателей систем искусственного интеллекта по таким основным (информационная емкость, энтропия, избыточность) и производным (коэффициент избыточности, коэффициент вербальности) параметрам. По результатам анализа установлено, во-первых, что значения основных и производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта при постановке одной и той же задачи разным СИИ значительно отличаются. Во-вторых, информационные характеристики текстовой составляющей систем искусственного интеллекта можно использовать в качестве параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта. В-третьих, в качестве преимущественных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта целесообразно использовать из основных параметров информационную емкость и избыточность, из производных параметров коэффициент вербальности, поскольку наблюдается максимальное изменение показателей данных параметров при переходе от одной СИИ к другой (в среднем на 40 %). Полученные результаты открывают возможность новых подходов к обнаружению идентификации и аутентификации систем искусственного интеллекта при решении проблем противодействия информационным вторжениям, несущем угрозы функционированию компьютерных сетей и телекоммуникационным систем.

Ключевые слова: *искусственный интеллект, система искусственного интеллекта, нейролингвистическая идентификация, избыточность, вербальность, информационная емкость.*

NEURO-LINGUISTIC IDENTIFICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS

The results of research on the possibilities of neuro-linguistic textual identification of artificial intelligence (AI) systems are presented. To achieve the objectives of the study, an approved software package for evaluating the information parameters of neuro-linguistic textual identification of intelligent systems was used. The research results indicate the possibility of using the information characteristics of the textual component of artificial intelligence systems as parameters of neuro-linguistic identification when considering them as sources of information. The dependences of the basic and derived parameters of neuro-linguistic textual identification on changes in artificial intelligence systems are presented. The changes in the indicators of artificial intelligence systems according to such basic (information capacity, entropy, redundancy) and derivative (redundancy coefficient, verbality coefficient) parameters are analyzed. According to the results of the analysis, it was found, firstly, that the values of the basic and derived parameters of the neuro-linguistic textual identification of artificial intelligence systems when setting the same task differ significantly from one another. Secondly, the information characteristics of the textual component of artificial intelligence systems can be used as parameters of the neuro-linguistic textual identification of artificial intelligence systems. Thirdly, as the predominant parameters of neuro-linguistic textual identification of artificial intelligence systems, it is advisable to use information capacity and redundancy from the main parameters, and the verbality coefficient from the derived parameters, since there is a maximum change in the indicators of these parameters during the transition from one SII to another (on average by 40%). The results obtained open up the possibility of new approaches to the detection of identification and authentication of artificial intelligence systems in solving problems of countering information intrusions that pose threats to the functioning of computer networks and telecommunications systems.

Keywords: *artificial intelligence, artificial intelligence system, neuro-linguistic identification, redundancy, verbality, information capacity.*

Введение

Стремительное развитие искусственного интеллекта (ИИ) и его использование практически во всех областях жизнедеятельности человека нуждается в изучении и исследовании. С одной стороны развитие искусственного интеллекта прокладывает путь к новой эре технологических достижений, которые существенно повлияют на нашу повседневную жизнь и улучшат наш быт, с другой стороны такое развитие несет большую опасность. Использование ИИ злоумышленниками в своих целях. ИИ может хранить или обрабатывать информацию, к которой может получить доступ злоумышленник.

Отсюда следует важность решения проблем идентификации и обнаружения систем искусственного интеллекта (СИИ).

Нейролингвистика — отрасль психологической науки, пограничная для психологии, неврологии и лингвистики, изучающая «мозговые механизмы речевой деятельности [21].

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.

Установлено, что фактором идентификации может являться язык речевой деятельности.

Исследования, проведённые авторами, показали, что 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.).

В качестве параметров идентификатора в данном случае выступают: коэффициент избыточности, коэффициент вербальности, эмпирическая энтропия, информационная емкость.

Проведённые авторами исследования показали результативность данного подхода при идентификации интеллектуальных систем (людей). При исследовании использовались тексты по одинаковой тематике, произвольно формируемой различными интеллектуальными системами. Применение предложенной нейролингвистической текстовой идентификации показало возможность довольно точной идентификации интеллектуальных систем.

В статье решалась проблема применения разработанного подхода к идентификации систем искусственного интеллекта. Под системой искусственного интеллекта понималась общепринятое определение: «Системы искусственного интеллекта – это технологии, позволяющие компьютерам и программам выполнять задачи, которые раньше были доступны только человеку» [22]. В данном случае рассматривалась задача дублирование мозговой деятельности в части формирования речевого текста по определенной тематике. Исходя из этого в качестве систем искусственного интеллекта рассматривались системы формирования текста по заданной тематике.

Постановка задачи

Ставилась задача оценки возможности применения разработанного подхода для нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта. Успешное решение этой задачи позволяло показать индивидуальность систем искусственного интеллекта откуда следовало существование задатков моделирования мыслительной деятельности.

Целью исследования является анализ нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта и определение вероятности использования параметров в качестве факторов нейролингвистической идентификации систем искусственного интеллекта.

Задачами исследования являются:

1. Количественная оценка отличий значений основных и производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта при постановке одной и той же задачи разным системам ИИ.

2. Анализ основных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта.

3. Анализ производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта.

4. Определение средних значений основных и производных параметров нейролингвистических текстовых идентификаторов систем искусственного интеллекта.

Описание исследований

В исследовании проанализированы следующие системы искусственного интеллекта: Gerwin, YandexGPT, RoboGPT, CopyMonkey, Micrasoft Copilot, Всезнайка, ChatGPT 3.5, для которых приняты сокращения СИИ-1, СИИ-2, …, СИИ-n. Всем исследуемым системам ИИ определена одна и та же задача для решения. Постановка задачи формулируется на русском языке. Первоначально предполагается, что при постановке одной и той же задачи на одном языке разные системы ИИ должны выдавать одинаковый результат. Однако, исследование показывает, что результат каждой системы ИИ индивидуален и отличается от всех остальных [2, 3]. Полученные результаты всех исследуемых систем ИИ преобразуются в нужный формат и анализируются с помощью апробированного программного комплекса оценки информационных параметров нейролингвистической текстовой идентификации интеллектуальных систем. Показатели всех параметров меняются от одной системы ИИ к другой [4 - 13]. Интерфейс апробированного программного комплекса оценки параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта приведен на рис. 3.

Программный комплекс при обработке данных разных СИИ выдает результаты основных показателей: информационной емкости, энтропии и избыточности.

Информационная емкость ансамбля дискретного источника определяется из числа элементов выборочного пространства K по формуле:

$$H_{max}[U] = log_2 K \quad (1)$$

Эмпирическая энтропия определяется в виде:

$$H_L(U) = M\left[J^*[u_i]\right] \quad (2)$$

где $J^*[u_i]$ оценка количества информации в сообщении u_i.

В общем виде избыточность дискретных источников информации определяется как:

$$B[U] = H_{max}[U] - H[U] \quad (3)$$

где $H_{max}[U]$ – максимально возможная энтропия выборочного пространства ансамбля U источника; $H[U]$ – энтропия источника.

Для расчёта производных параметров коэффициента избыточности μ_B и коэффициента вербальности G_B использованы формулы:

$$\mu_B = \frac{H_{Bmax} - H_B}{H_{Bmax}} \quad (4)$$

$$G_B = \frac{H_B}{H_{Bmax} - H_B} \quad (5)$$

где H_{Bmax} - среднее значение информационной емкости;

H_B - среднее значение энтропии.

Коэффициент избыточности показывает, какая доля возможной информационной емкости на букву алфавита не используется алфавитом. Так как является безразмерной величиной, то его обычно измеряют в процентах [14 - 17].

Сводка дискретных алгоритмов фильтрации:

Модель сообщения:

$$\boldsymbol{J_x}(j+1) = \boldsymbol{\Phi}(j+1, j)\boldsymbol{J}_x(j) + \boldsymbol{\Gamma}(j)\boldsymbol{J}_w(j) \quad (6)$$

Модель наблюдения:

$$\boldsymbol{J}_z(j) = \boldsymbol{H}(j)\boldsymbol{J_x}(j) + \boldsymbol{J}_v(j) \quad (7)$$

Априорные данные:

$$\mathrm{E}\{\boldsymbol{J_w}(\boldsymbol{j})\} = 0; \mathrm{E}\{\boldsymbol{J}_v(j)\} = 0; \mathrm{E}\{\boldsymbol{J_x}(0)\} = \mu_{\boldsymbol{x}}(0)$$

$$cov\{\boldsymbol{J_w}(j), \boldsymbol{J_w}(k)\} = \boldsymbol{V}_{\boldsymbol{J_w}}(j)\delta_K(j-k)$$

$$cov\{\boldsymbol{J}_v(j), \boldsymbol{J}_v(k)\} = \boldsymbol{V}_{\boldsymbol{J}_v}(j)\delta_K(j-k)$$

$$cov\{\boldsymbol{J_w}(j), \boldsymbol{J}_v(k)\} = cov\{\boldsymbol{J_x}(0), \boldsymbol{J}_v(k)\} =$$

$$= cov\{\boldsymbol{J_x}(0), \boldsymbol{J_w}(k)\} = 0$$

$$var\{\boldsymbol{J_x}(0)\} = \boldsymbol{V}_{\widetilde{J_x}}$$

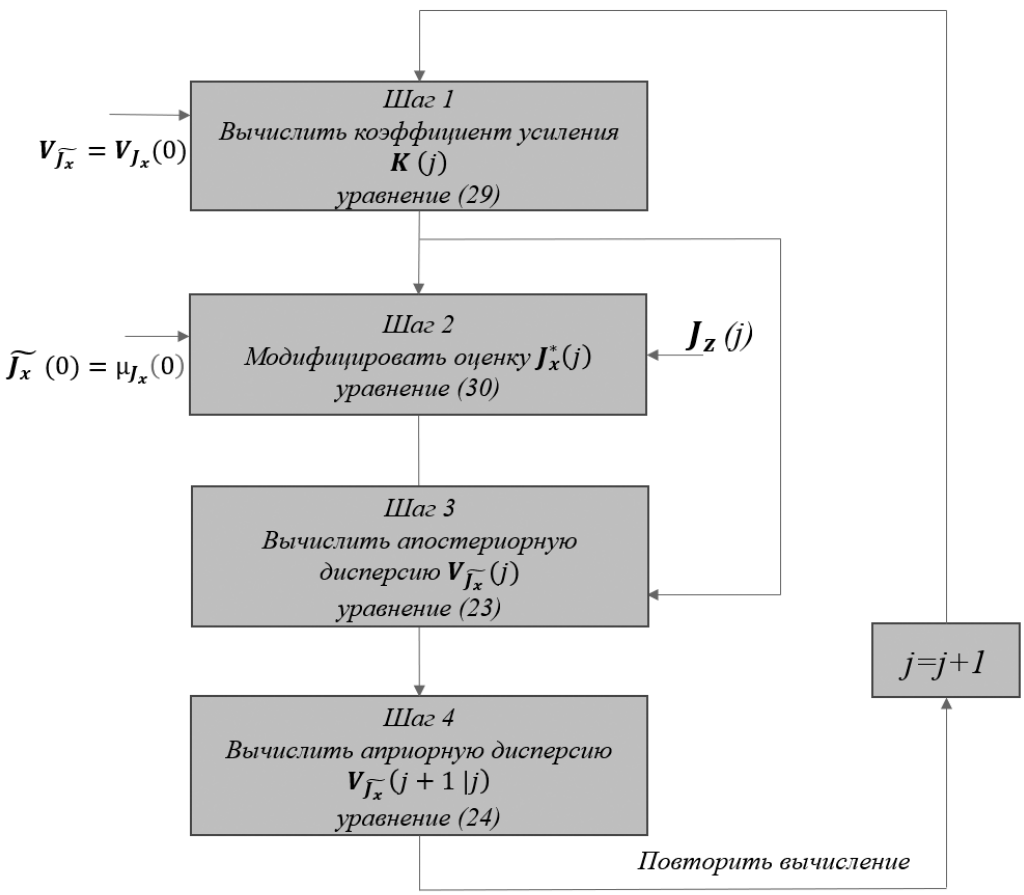

Рис. 1. Структурная схема вычислений по алгоритму фильтрации

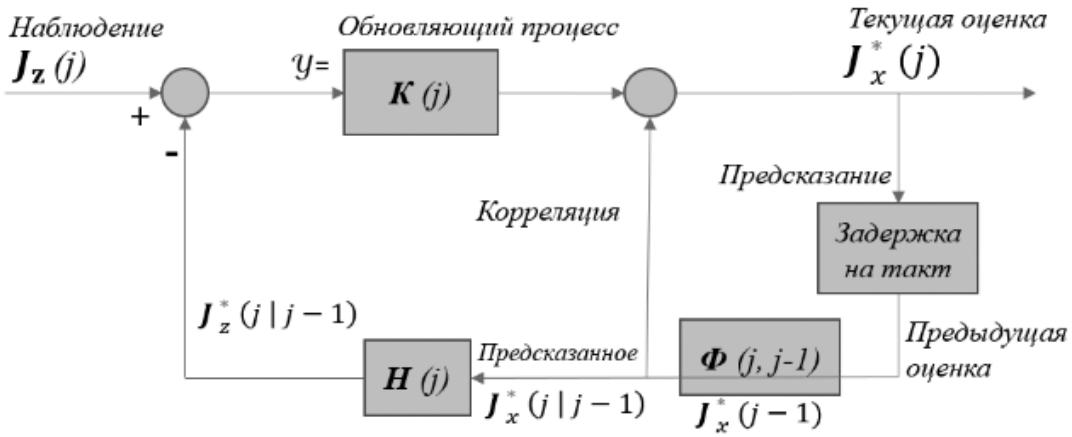

Рис. 2. Структурная схема дискретного фильтра

Алгоритм фильтрации:

$$J_x^*(j) = \Phi(j, j-1)J_x^*(j-1) + \\ + K(j)\left[J_z(j) - H_{J_x}(j)\Phi(j, j-1)J_x^*(j-1)\right] \quad (8)$$

Вычисление коэффициента усиления:

$$K(j) = V_{\widetilde{J_x}}(j|j-1)H^T(j) \\ \left[H(j)V_{\widetilde{J_x}}(j|j-1)H^T(j) + V_{J_v}(j)\right]^{-1} = \quad (9) \\ = V_{\widetilde{J_x}}(j)H^T(j)V_{J_v}{}^{-1}(j)$$

Величина априорной дисперсии:

$$V_{\widetilde{J_x}}(j+1|j) = \Phi(j+1, j)V_{\widetilde{J_x}}(j) \times \\ \times \Phi^T(j+1, j) + \Gamma(j)V_{J_w}(j)\Gamma^T(j) \quad (10)$$

Уравнение для апостериорной дисперсии:

$$V_{\widetilde{J_x}}(j) = [I_x - K(j)H(j)]V_{\widetilde{J_x}}(j \mid j-1) \quad (11)$$

Начальные условия:

$$J_x^*(0 \mid 0) = J_x^*(0) = \\ = \mu_{J_x}(0), V_{\widetilde{J_x}}(0|0) = V_{\widetilde{J_x}}(0) = V_{J_x} \quad (0)$$

Анализ структурой схемы рис. 1 показывает, что в фильтре реализуется идея предсказания – коррекции. Предыдущая оценка $J_x^*(j-1)$ экстраполируется на один шаг вперед и затем используется для получения наилучшей оценки нового наблюдения $J_z(j)$ основанной на всех предыдущих наблюдениях. Ошибка между «наилучшей оценкой» текущего наблюдения и фактическим наблюдением, а именно $y(j|j-1)$ или $\widetilde{J_z}(j \mid j-1)$, представляет собой новую информацию [компоненту $J_z(j)$, ортогональную $J_z(j-1)$].

Ошибка взвешивается с весом $K(j)$, учитывающим значение дисперсий входного процесса, измерения и ошибки оценивания для формирования сигнала коррекции. Сигнал коррекции складывается с предсказанной оценкой и в результате получается новая оценка [2].

Структура дискретного фильтра, соответствующая уравнению (8) и изображённая на рис. 2, очень напоминает структуру исходной модели сообщения, заданной уравнением (6). Алгоритм фильтрации строится на использовании «обновляющей» компоненты, которая содержит новую информацию, полученную в результате наблюдения [2].

Результаты основных и производных параметров приведены в таблицах 1 и 3. Результаты средних значений основных и производных параметров сведены в таблицы 2 и 4.

Результаты исследований

Проанализируем параметры, полученные в некоторых системах искусственного интеллекта разных поколений. Для определения параметров применялся апробированный программный комплекс оценки информационных параметров нейролингвистической текстовой идентификации интеллектуальных систем [2], интерфейс которого приведен на рис. 3.

Исследованные семь систем искусственного интеллекта относятся к разным поколе-

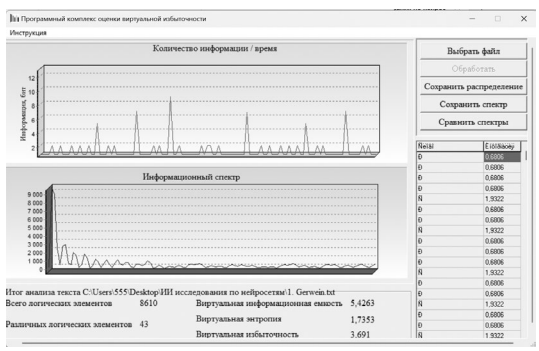

Рисунок 3. Интерфейс комплекса оценки параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта СИИ

Таблица 1

Параметры нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта

Системы искусственного интеллекта	Информационная емкость, H_{Bmax}	Энтропия, H_B	Избыточность, B
СИИ-1 (Gerwin)	5,42	1,73	3,69
СИИ-2 (YandexGPT)	5,93	1,79	4,14
СИИ-3 (Micrasoft Copilot)	6,02	1,85	4,17
СИИ-4 (RoboGPT)	5,24	1,7	3,53
СИИ-5 (CopyMonkey)	5,42	1,74	3,67
СИИ-6 (Всезнайка)	5,67	1,93	3,74
СИИ-7 (ChatGPT 3.5)	3,8	1,65	2,14

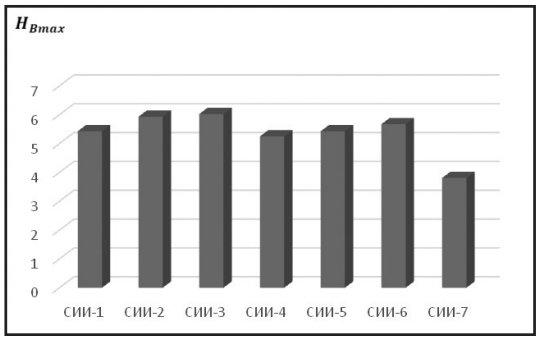

Рис. 4. Информационная емкость нейролингвистической текстовой информации систем ИИ

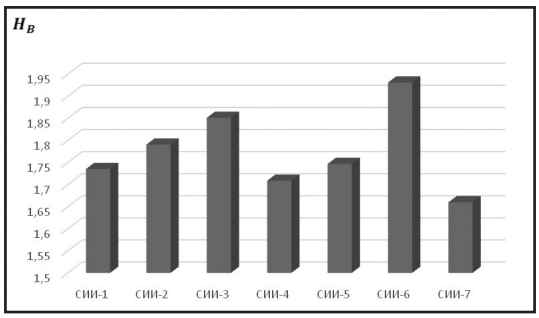

Рис. 5. Энтропия нейролингвистической текстовой информации систем ИИ

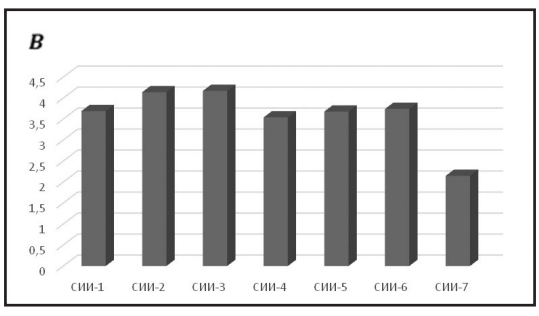

Рис. 6. Избыточность нейролингвистической текстовой информации систем ИИ

ниям и являются как российскими, так и иностранными. Результаты оценки основных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта сведены в таблицу 1.

Результаты исследования зависимости основных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем ИИ приведены на рисунках 4, 5 и 6.

Полученные результаты показывают, что минимальное значение информационной емкости текста систем искусственного интеллекта соответствует ChatGPT 3.5 – $\mathrm{H_{Bmax}} = 3{,}80$. Максимальное значение информационной емкости текста систем искусственного интеллекта соответствует Micrasoft Copilot – $\mathrm{H_{Bmax}} = 6{,}02$. Среднее значение информационной емкости – $\dot{\mathrm{H}}_{\mathrm{Bmax}} = 4{,}91$. Минимальное значение энтропии текста систем искусственного интеллекта соответствует ИС-Р1 – $\mathrm{H_B} = 1{,}57$. Максимальное значение энтропии текста систем искусственного интеллекта соответствует Micrasoft Copilot – $\mathrm{H_B} = 1{,}85$. Среднее значение энтропии – $\mathrm{H_B} = 1{,}71$. Минимальное значение избыточности текста систем искусственного интеллекта соответствует ChatGPT 3.5 – $\mathrm{B} = 2{,}14$. Максимальное значение избыточности текста систем искусственного интеллекта соответствует Micrasoft Copilot – $\mathrm{B} = 4{,}17$. Среднее значение виртуальной избыточности – $\mathrm{B} = 3{,}15$.

Средние значения основных параметров нейролингвистических текстовых идентификаторов систем искусственного интеллекта сведены в таблицу 2.

В таблицу 3 сведены результаты расчётов производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем ис-

Таблица 2

Среднее значение параметров нейролингвистических текстовых идентификаторов систем искусственного интеллекта

Среднее значение информационной емкости, H_{Bmax}	Среднее значение энтропии, H_B	Среднее значение избыточности, B
4,91	1,71	3,15

Таблица 3

Производные параметры систем искусственного интеллекта

СИИ	Коэффициент избыточности, μ_B	Коэффициент вербальности, G_B
СИИ-1 (Gerwin)	0,68	0,47
СИИ-2 (YandexGPT)	0,698	0,432
СИИ-3 (Micrasoft Copilot)	0,692	0,443
СИИ-4 (RoboGPT)	0,674	0,482
СИИ-5 (CopyMonkey)	0,678	0,474
СИИ-6 (Всезнайка)	0,659	0,516
СИИ-7 (ChatGPT 3.5)	0,561	0,772

кусственного интеллекта: коэффициент избыточности и коэффициент вербальности.

Результаты исследования зависимости производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта приведены на рисунках 7 и 8.

Установлено, что минимальное значение коэффициента избыточности текста систем искусственного интеллекта соответствует ChatGPT 3.5 – μ_B = 0,561. Максимальное значение коэффициента избыточности текста систем искусственного интеллекта соответствует YandexGPT – μ_B = 0,6980. Среднее значение коэффициента избыточности – μ_B = 0,629. Минимальное значение коэффициента вербальности текста систем искусственного интеллекта соответствует YandexGPT – G_B = 0,432. Максимальное значение коэффициента вербальности текста систем искусственного интеллекта соответствует ChatGPT 3.5 – G_B = 0,772. Среднее значение коэффициента вербальности – G_B = 0,602.

Средние значения коэффициентов избыточности и вербальности систем искусственного интеллекта сведены в таблицу 4.

Исследования, проведённые авторами, показали, что 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.).

В качестве параметров идентификатора в данном случае выступают: коэффициент избыточности, коэффициент вербальности, эм-

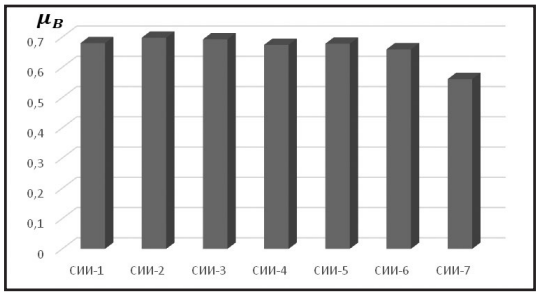

Рис. 7. Коэффициент избыточности нейролингвистической текстовой информации систем ИИ

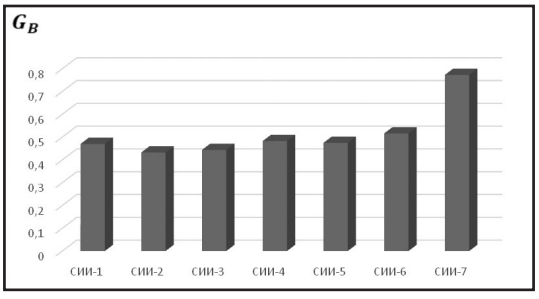

Рис. 8. Коэффициенты вербальности нейролингвистической текстовой информации систем ИИ

Таблица 4

Среднее значение коэффициентов избыточности и вербальности систем искусственного интеллекта

Среднее значение коэффициента избыточности, μ_B	Среднее значение коэффициента вербальности, G_B
0,629	0,602

пирическая энтропия, информационная емкость. Все поставленные изначально задачи решены. Определено, что значения основных и производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта при постановке одной и той же задачи разным системам ИИ значительно отличаются. Проанализированы основные и производные параметры нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта. Определены средние значения основных и производных параметров нейролингвистических текстовых идентификаторов систем искусственного интеллекта.

Заключение

В исследовании проанализировано семь систем искусственного интеллекта: одна система третьего поколения СИИ-7 (ChatGPT 3.5), шесть систем четвертого поколения (Gerwin, YandexGPT, RoboGPT, CopyMonkey, Micrasoft Copilot, Всезнайка). Всем системам ИИ определена одна и та же задача для решения. Постановка задачи была на русском языке. Исследование показало, что результат каждой СИИ индивидуален и отличается от всех остальных. Таким образом наблюдается, что показатели параметров систем ИИ третьего поколения значительно отличается от показателей параметров систем ИИ четвертого поколения. При переходе от одной системы ИИ к другой наблюдается изменение параметров. В среднем это выражается в изменении на 40 %: информационная емкость – на 36 %; энтропия на 15 %; избыточность на 48 %; коэффициента избыточности на 20 %; коэффициент вербальности на 44%.

В результате проведенных исследований установлено следующее. Во-первых, что значения основных и производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта при постановке одной и той же задачи разным системам искусственного интеллекта значительно отличаются. Во-вторых, информационные характеристики текстовой составляющей систем искусственного интеллекта можно использовать в качестве параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта. В-третьих, в качестве преимущественных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта целесообразно использовать из основных параметров информационную емкость и избыточность, из производных параметров коэффициент вербальности, поскольку наблюдается максимальное изменение показателей данных параметров при переходе от одной системы искусственного интеллекта к другой (в среднем на 40 %).

Основной проблемой современности является повсеместное применения ИИ в жизни человека, невозможно определить решена та или иная задача с помощью систем ИИ или самостоятельно человеком, такая закономерность настораживает. Такие неблагоприятные перспективы приводят к необходимости в глубоком изучении данного вопроса и поиску пути его решения. Полученные результаты открывают возможность новых подходов к обнаружению идентификации и аутентификации систем искусственного интеллекта. Исследования данной проблемы позволяют по параметрам нейролингвистической текстовой идентификации определить, использовались системы искусственного интеллекта для решения поставленной задачи или задача решалась человеком. Это обеспечит информационную безопасность передаваемых данных в телекоммуникационных системах и сетях. Полученные результаты позволяют показать индивидуальность систем искусственного интеллекта, откуда следует возможность существования в них задатков моделирования мыслительной деятельности.

Литература

1. Котенко В.В. Технологии информационного анализа пользовательского уровня телекоммуникационных систем. Учебное пособие // Ростов-на-Дону – Таганрог: Издательство Южного федерального университета, 2019. – 194 с

2. Котенко В.В., Румянцев К.Е. Теория информации. Учебное пособие // Ростов-на-Дону – Таганрог: Издательство Южного федерального университета, 2018. – 239 с.

3. Котенко В.В. Теория виртуализации и защита телекоммуникаций: монография – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2011. – 236 с.

4. Котенко В.В. Румянцев К.Е., Котенко С.В. Методология идентификационного анализа инфокоммуникационных систем. Монография. – Ростов–на–Дону: Издательство Южного федерального университета, 2014. – 315 с.

5. Котенко В.В., Румянцев К.Е. Теоретические основы противодействия угрозам терроризма: монография / Издательство: Южный федеральный университет (Ростов-на-Дону) 2014 г. – 228 с.

6. Хаджиева Л. К. Анализ аутентификации идентификаторов уровня систем разграничения доступа. // Вестник науки. Сборник научных статей по материалам Международной научно-практической конференции «Перспективы развития науки в современном мир». Уфа, 7 апреля 2023. Часть 1. – Уфа: Издательство «НИЦ Вестник науки», 2023. – С. 19-27.

7. Котенко В.В., Хаджиева Л.К. Аутентификация и системы разграниченного доступа пользовательского уровня как меры защиты информации в банках // Сборник статей XII Всероссийской научно-практической конференции «Молодежь, наука, инновации», Грозный, 18 октября 2023 г. – С – 72-76.

8. Litvinova T. Authorship attribution of russian social media texts: does the volume of data favor idiolect identification? / Lecture Notes in Networks and Systems. – 2022. – T. 315 LNNS. – P. 352-362.

9. Symmetric Multi-Scale Residual Network Ensemble with Weighted Evidence Fusion Strategy for Facial Expression Recognition. / Juan Liu, Min Hu, Ying Wang, Zhong Huang, Julang Jiang // Symmetry. – 2023. – 15 (6). – P. 1228. – https://doi.org/10.3390/sym15061228

10. Ямченко Ю.В. Методы решения задач аутентификации и идентификации пользователя на основе анализа клавиатурного почерка // Вестник Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана. Серия Приборостроение. – 2020. – № 1 (130). – С. 124-139.

11. Куртукова, А. В. Разработка интеллектуальной системы для идентификации автора исходного кода на основе нейронных сетей / А. В. Куртукова. — Текст: непосредственный // Молодой ученый. — 2020. — № 40 (330). — С. 2-3.

12. Куртукова А.В., Романов А.С., Соболев А.А. Воздействие корпоративных стандартов разработки на идентификацию автора исходного кода // Электронные средства и системы управления. Материалы докладов Международной научно-практической конференции. 2020. № 1-2. С. 140-142.

13. Куртукова А.В., Романов А.С. Проблема искусственно сгенерированных исходных кодов в задаче идентификации автора программы // Сборник избранных статей научной сессии ТУСУР. 2022. № 1-2. С. 131-134.

14. 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.

15. Кетермина Т.С., Тагиров Т.М. Элементы искусственного интеллекта в решении задач анализа текстов // Computational nanotechnology. 2022 N. 9. №2. С. 35-44. DOI: 10. 33693/2313-223X-2022-9-2-35-44.

16. Черкасов А.Н., Туркин Е.А. Выбор оптимальной архитектуры искусственной нейронной сети для задачи классификации текстов // Ежеквартальный рецензируемый, реферируемый научный журнал «Вестник АГУ». Выпуск 1 (276) 2021. С. 62-66

17. Уздяев М.Ю. Распознавание агрессивных действий с использованием нейросетевых архитектур 3d-cnn. // Известия ТулГУ. Технические науки. 2020. Выпуск 2 С. 316- 329

18. Батраева И.А., Нарцев А. Д., Лезгян А.С. Использование анализа семантической сложности слов при определении задач определения жанровых принадлежностей текстов, методов глубокого обучения. // Вестник томского государственного университета № 50 2020. С. 14-21

19. Частикова В.А., Казачев К.В., Гуляй В.Г. Методы обработки естественного языка в решении задач обнаружения атак социальной инженерии. // Ежеквартальный рецензируемый, реферируемый научный журнал «Вестник АГУ». Выпуск 1 (291) 2021. С. 95-107

20. Глазкова А.В. Сравнение нейросетевых моделей для классификации текстовых фрагментов, содержащих биографическую информацию. // Тюменский государственный университет. Т. 32. №2 С. г. Тюмень, 625003, Россия 2019 С. 65-69

21. https://ru.wikipedia.org/wiki/Нейролингвистика

22. https://smart-estet.ru/articles/sistemy-iskusstvennogo-intellekta

References

1. Kotenko V.V. Tekhnologii informatsionnogo analiza pol'zovatel'skogo urovnya telekommunikatsionnykh sistem. Uchebnoye posobiye // Rostov-na-Donu – Taganrog: Izdatel'stvo Yuzhnogo federal'nogo universiteta, 2019. – 194 s

2. Kotenko V.V., Rumyantsev K.Ye. Teoriya informatsii. Uchebnoye posobiye // Rostov-na-Donu – Taganrog: Izdatel'stvo Yuzhnogo federal'nogo universiteta, 2018. – 239 s.

3. Kotenko V.V. Teoriya virtualizatsii i zashchita telekommunikatsiy: monografiya – Taganrog: Izd-vo TTI YUFU, 2011. – 236 s.

4. Kotenko V.V. Rumyantsev K.Ye., Kotenko S.V. Metodologiya identifikatsionnogo analiza infokommunikatsionnykh sistem. Monografiya. – Rostov–na–Donu: Izdatel'stvo Yuzhnogo federal'nogo universiteta, 2014. – 315 s.

5. Kotenko V.V., Rumyantsev K.Ye. Teoreticheskiye osnovy protivodeystviya ugrozam terrorizma: monografiya / Izdatel'stvo: Yuzhnyy federal'nyy universitet (Rostov-na-Donu) 2014 g. – 228 s.

6. Khadzhiyeva L. K. Analiz autentifikatsii identifikatorov urovnya sistem razgranicheniya dostupa. // Vestnik nauki. Sbornik nauchnykh statey po materialam Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii «Perspektivy razvitiya nauki v sovremennom mir». Ufa, 7 aprelya 2023. Chast' 1. – Ufa: Izdatel'stvo «NITS Vestnik nauki», 2023. – S. 19-27.

7. Kotenko V.V., Khadzhiyeva L.K. Autentifikatsiya i sistemy razgranichennogo dostupa pol'zovatel'skogo urovnya kak mery zashchity informatsii v bankakh // Sbornik statey XII Vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii «Molodezh', nauka, innovatsii», Groznyy, 18 oktyabrya 2023 g. – S – 72-76.

8. 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 LNNS. – P. 352-362.

9. Symmetric Multi-Scale Residual Network Ensemble with Weighted Evidence Fusion Strategy for Facial Expression Recognition. / Juan Liu, Min Hu, Ying Wang, Zhong Huang, Julang Jiang // Symmetry. – 2023. – 15 (6). – P. 1228. – https://doi.org/10.3390/sym15061228

10. Yamchenko YU.V. Metody resheniya zadach autentifikatsii i identifikatsii pol'zovatelya na osnove analiza klaviaturnogo pocherka // Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. N.E. Baumana. Seriya Priborostroyeniye. – 2020. – № 1 (130). – S. 124-139.

11. Kurtukova, A. V. Razrabotka intellektual'noy sistemy dlya identifikatsii avtora iskhodnogo koda na osnove neyronnykh setey / A. V. Kurtukova. — Tekst: neposredstvennyy // Molodoy uchenyy. — 2020. — № 40 (330). — S. 2-3.

12. Kurtukova A.V., Romanov A.S., Sobolev A.A. Vozdeystviye korporativnykh standartov razrabotki na identifikatsiyu avtora iskhodnogo koda // Elektronnyye sredstva i sistemy upravleniya. Materialy dokladov Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii. 2020. № 1-2. S. 140-142.

13. Kurtukova A.V., Romanov A.S. Problema iskusstvenno sgenerirovannykh iskhodnykh kodov v zadache identifikatsii avtora programmy // Sbornik izbrannykh statey nauchnoy sessii TUSUR. 2022. № 1-2. S. 131-134.

14. Kurtukova A.V., Romanov A.S., Fedotova A.M., Shelupanov A.A. Arkhitektura intellektual'noy sistemy dlya identifikatsii avtora iskhodnogo koda// Doklady Tomskogo gosudarstvennogo universiteta sistem upravleniya i radioelektroniki. 2022. T. 25. № 3. S. 39-44.

15. Ketermina T.S., Tagirov T.M. Elementy iskusstvennogo intellekta v reshenii zadach analiza tekstov // Computational nanotechnology. 2022 N. 9. №2. S. 35-44. DOI: 10. 33693/2313-223KH-2022-9-2-35-44.

16. Cherkasov A.N., Turkin Ye.A. Vybor optimal'noy arkhitektury iskusstvennoy neyronnoy seti dlya zadachi klassifikatsii tekstov // Yezhekvartal'nyy retsenziruyemyy, referiruyemyy nauchnyy zhurnal «Vestnik AGU». Vypusk 1 (276) 2021. S. 62-66

17. Uzdyayev M.YU. Raspoznavaniye agressivnykh deystviy s ispol'zovaniyem neyrosetevykh arkhitektur 3d-cnn. // Izvestiya TulGU. Tekhnicheskiye nauki. 2020. Vypusk 2 S. 316- 329

18. Batrayeva I.A., Nartsev A. D., Lezgyan A.S. Ispol'zovaniye analiza semanticheskoy slozhnosti slov pri opredelenii zadach opredeleniya zhanrovykh prinadlezhnostey tekstov, metodov glubokogo obucheniya. // Vestnik tomskogo gosudarstvennogo universiteta № 50 2020. S. 14-21

19. Chastikova V.A., Kazachev K.V., Gulyay V.G. Metody obrabotki yestestvennogo yazyka v reshenii zadach obnaruzheniya atak sotsial'noy inzhenerii. // Yezhekvartal'nyy retsenziruyemyy, referiruyemyy nauchnyy zhurnal «Vestnik AGU». Vypusk 1 (291) 2021. S. 95-107

20. Glazkova A.V. Sravneniye neyrosetevykh modeley dlya klassifikatsii tekstovykh fragmentov, soderzhashchikh biograficheskuyu informatsiyu. // Tyumenskiy gosudarstvennyy universitet. T. 32. №2 S. g. Tyumen', 625003, Rossiya 2019 S. 65-69.

21. https://ru.wikipedia.org/wiki/Нейролингвистика

22. https://smart-estet.ru/articles/sistemy-iskusstvennogo-intellekta

КОТЕНКО Владимир Владимирович, кандидат технических наук, доцент кафедры «Информационная безопасность телекоммуникационных систем». Институт компьютерных технологий и информационной безопасности ЮФУ. 347922, Ростовская область, г. Таганрог, ул. Чехова, 2. E-mail: kotenkovv@sfedu.ru

РУМЯНЦЕВ Константин Евгеньевич, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой «Информационная безопасность телекоммуникационных систем». Институт компьютерных технологий и информационной безопасности ЮФУ. 347922, Ростовская область, г. Таганрог, ул. Чехова, 2. E-mail: rumyancev@sfedu.ru

ХАДЖИЕВА Лаура Куйраевна, соискатель кафедры «Информационная безопасность телекоммуникационных систем». Институт компьютерных технологий и информационной безопасности ЮФУ. 347922, Ростовская область, г. Таганрог, ул. Чехова, 2.; старший преподаватель кафедры «Информатика и вычислительная техника». Грозненский государственный нефтяной технический университет имени академика М.Д. Миллионщикова. 364061, Чеченская Республика., г. Грозный, пр. Х. Исаева, 100. E-mail: laura.hadjieva3009@mail.ru

KOTENKO Vladimir Vladimirovich, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the «Information Security of Telecommunication Systems». Institute of Computer Technologies and Information Security of SFU. 347922, Rostov Region, Taganrog, Chekhov St., 2. E-mail: kotenkovv@sfedu.ru

RUMYANTSEV Konstantin Evgenievich, Doctor of Technical Sciences, Professor, Head of the Department «Information Security of Telecommunication Systems». Institute of Computer Technologies and Information Security of SFU. 347922, Rostov Region, Taganrog, Chekhov St., 2. E-mail: rumyancev@sfedu.ru

KHADZHIEVA Laura Kuiraevna, applicant of the Department of «Information Security of Telecommunication Systems». Institute of Computer Technologies and Information Security of SFU. 347922, Rostov Region, Taganrog, Chekhov St., 2.; senior lecturer at the Department of Computer Science and Computer Engineering. Grozny State Petroleum Technical University named after Academician M.D. Millionshchikov. 364061, Chechen Republic., Grozny, Kh. Isaev Ave., 100. E-mail: laura.hadjieva3009@mail.ru