

ПАРАМЕТРЫ НЕЙРОЛИНГВИСТИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Исследована возможность нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта (ИИ). Для постановки задачи на четырех языках использованы системы ИИ (второго, третьего и четвертого поколений). В исследовании применён программный комплекс оценки информационных параметров нейролингвистической текстовой идентификации. Результаты исследований подтверждают возможность применения в качестве параметров нейролингвистической идентификации информационных характеристик текстовой составляющей систем искусственного интеллекта. Приведены зависимости основных и производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации от изменений систем искусственного интеллекта для результатов при постановке задачи на разных языках. Проведен анализ изменения показателей систем искусственного интеллекта по основным и производным параметрам, но для поставленной задачи на четырех языках одной СИИ, а также для разных СИИ. По результатам анализа установлено, что значения основных и производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта при постановке одной и той же задачи на разных языках одной системе ИИ отличаются при переходе от одного языка на другой в одной системе ИИ, при переходе от одной системы ИИ к другой, при переходе от одной системы к другой с сохранением одного и того же языка. Исследование подтверждает возможность использовать в качестве параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта информационные характеристики текстовой составляющей.

Ключевые слова: нейролингвистическая идентификация, искусственный интеллект, избыточность, зависимость параметров, информационная емкость.

PARAMETERS OF NEURO-LINGUISTIC IDENTIFICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS

The possibility of neuro-linguistic textual identification of artificial intelligence (AI) systems is investigated. AI systems (second, third and fourth generations) were used to formulate the problem in four languages. The study uses a software package for evaluating the information parameters of neuro-linguistic textual identification. The research results confirm the possibility of using the information characteristics of the text component of artificial intelligence systems as parameters of neuro-linguistic identification. The dependences of the main and derived parameters of neuro-linguistic textual identification on changes in artificial intelligence systems for the results when setting the problem in different languages are presented. The analysis of changes in the indicators of artificial intelligence systems by basic and derived parameters, but for the task in four languages of the same SII, as well as for different SII, is carried out. Based on the results of the analysis, it was found that the values of the basic and derived parameters of the neuro-linguistic textual identification of artificial intelligence systems when setting the same task in different languages of one AI system differ when switching from one language to another in one AI system, when switching from one AI system to another, when switching from one system to another with keeping the same language. The study confirms the possibility of using the information characteristics of the text component as parameters of the neuro-linguistic textual identification of artificial intelligence systems.

Keywords: *neurolinguistic identification, artificial intelligence, redundancy, parameter dependence, information capacity.*

Введение

Определение способов, по которым будет возможно выявлять, применялись ли системы искусственного интеллекта (СИИ) в решении задач в разных сферах и направлениях деятельности человека или задачи решались самим человеком (интеллектуальной системой) в настоящее время является одной из основных задач современности, так как системы искусственного интеллекта способны принести как пользу так и колоссальный вред в зависимости от того кто является его пользователем, так как системы искусственного интеллекта могут хранить или обрабатывать информацию. Последнее определяет важность решения проблем идентификации и обнаружения систем искусственного интеллекта (СИИ).

Нейролингвистическая идентификация является новым подходом в оправлении применения как систем искусственного интеллекта, так и интеллектуальных систем по параметрам идентификатора.

Исследования, проведённые ранее авторами, показали, 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. а информационные характеристики текстовой составляющей систем искусственного интеллекта можно использовать в качестве параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта [1].

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

Проведённые авторами ранее исследования показали результативность данного подхода при как при идентификации интеллектуальных систем (людей) так и при идентификации систем искусственного интеллекта.

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 настоящем исследовании решается проблема применения данного подхода к идентификации систем искусственного интеллекта: во-первых, при постановке одной задачи на разных языках одной системе, во-вторых, при постановке одной задачи на разных языках разным системам искусственного интеллекта, в-третьих, определение изменения параметров при переходе от одной системы искусственного интеллекта к другой. По итогам исследования можно будет определить состояния основных и производных параметров в разных нестандартных ситуациях и определить вероятность применения параметров в качестве идентификатора как интеллектуальных систем, так и систем искусственного интеллекта.

Постановка задачи

Ставилась задача выявления фактора изменения параметров нейролингвистической текстовой идентификации при постановке одной и той же задачи на разных языках системам искусственного интеллекта разных поколений. Успешное решение этой задачи позволяло показать индивидуальность систем искусственного интеллекта и их способность генерировать одну и ту же задачу на разных языках [15-20].

Целью исследования является анализ нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта на разных языках и выявления 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 на трех языках одной системе ИИ, при постановке одной и той же задачи на четырех языках разным системам ИИ.

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

Описание исследований

В исследовании проведен анализ параметров систем искусственного интеллекта: GigaChat(2), YandexGPT(3), Gerwin (3), Gemini(3), RuGPT3 (3), CopyMonkey (3), Copilot(4), ChatGPT (4), Bing(4), TurboText (4), для которых приняты сокращения СИИ-1, СИИ-2, ..., СИИ-n. Всем исследуемым системам искусственного интеллекта определена одна и та же задача для решения. Постановка задачи формулируется на четырех языках русском, английском, немецком и французском языке. Объем выдаваемого каждой системой искусственного интеллекта результата одинаковый для всех запросов [1]. Задачей исследования было выявление фактора изменения параметров нейролингвистической текстовой идентификации при постановке одной и той же задачи на разных языках системам искусственного интеллекта разных поколений. При постановке одной и той же задачи на четырех языках преимущественно русском, английском, немецком и французском параметры разных систем ИИ предположительно должны были иметь относительно незначительные изменения результатов. Однако, исследование показывает, что результат одной задачи на разных языках каждой системы ИИ индивидуален отличается от остальных [2, 3]. Показатели всех параметров меняются: во-первых, при обработке в одной системе ИИ одной задачи на разных языках, во-вторых, при переходе от одной системы ИИ к другой при постановке задачи на одном языке, в-третьих, при переходе от одной системы ИИ к другой при постановке задачи на разных языках [5 - 10].

Программный комплекс при обработке данных разных СИИ как на одном, так и на разных языках 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:

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

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:

$$J_x(j+1) = \Phi(j+1, j)J_x(j) + \Gamma(j)J_w(j). \quad (6)$$

Модель наблюдения:

$$J_z(j) = H(j)J_x(j) + J_v(j). \quad (7)$$

Априорные данные:

$$E\{J_w(j)\} = 0; E\{J_v(j)\} = 0; E\{J_x(0)\} = \mu_x(0);$$

$$\text{cov}\{J_w(j), J_w(k)\} = V_{J_w}(j)\delta_K(j-k);$$

$$\text{cov}\{J_v(j), J_v(k)\} = V_{J_v}(j)\delta_K(j-k);$$

$$\text{cov}\{J_w(j), J_v(k)\} = \text{cov}\{J_x(0), J_v(k)\} = \text{cov}\{J_x(0), J_w(k)\} = 0;$$

$$\text{var}\{J_x(0)\} = V_{J_x}.$$

Алгоритм фильтрации:

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

Вычисление коэффициента усиления:

$$\begin{aligned} K(j) &= V_{J_x}(j|j-1)H^T(j)[H(j)V_{J_x}(j|j-1)H^T(j) + V_{J_v}(j)]^{-1} = \\ &= V_{J_x}(j)H^T(j)V_{J_v}^{-1}(j) \end{aligned} \quad (9)$$

Величина априорной дисперсии:

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

Уравнение для апостериорной дисперсии:

$$V_{J_x}(j) = [I_x - K(j)H(j)]V_{J_x}(j | j - 1).$$

(11)

Начальные условия:

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

(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 [1]. Ошибка между «наилучшей оценкой» текущего наблюдения и фактическим наблюдением, а именно $y(j|j - 1)$ или

$\tilde{J}_z(j | j - 1)$, 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].

Таблица 1

Параметры нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта

Системы искусственного интеллекта	Информационная емкость H_{Bmax}				Энтропия H_B				Избыточность B			
	Р	А	Н	Ф	Р	А	Н	Ф	Р	А	Н	Ф
СИИ-1 (GigaChat 2)	4,45	4,85	3,97	4,03	1,73	1,65	1,55	1,53	2,72	3,20	2,42	2,48
СИИ-2 (YandexGPT 3)	5,93	6,34	6,54	5, 28	1,79	1,59	1,65	1,78	4,14	4,75	4,89	3,57
СИИ-3 (Gerwin 3)	6,11	6,42	6,48	5,10	1,85	1,74	1,77	1,62	4,26	4,68	4,71	3,48
СИИ-4 (Gemini 3)	5,28	6,54	6,65	5,35	1,70	1,67	1,74	1,53	3,58	4,87	4,91	3,82
СИИ-5 (RuGPT 3)	5,45	5,66	5,71	4,46	1,74	1,72	1,81	1,54	3,71	3,94	3,90	2,92
СИИ-6 (CopyMonkey 3)	5,69	5,33	5,53	4,85	1,93	1,71	1,88	1,56	3,76	3,62	3,65	3,29
СИИ-7 (Copilot 4)	4,93	4,94	5,34	5,23	1,65	1,77	1,82	1,76	3,20	3,17	3,52	3,47
СИИ-8 (ChatGPT 4)	4,81	5,43	4,67	5,48	1,69	1,86	1,75	1,98	3,12	3,57	2,92	3,50
СИИ-9 (Bing 4)	4,48	5,78	5,10	5,24	1,78	1,63	1,93	1,88	2,85	4,03	3,17	3,36
СИИ-10 (TurboText 4)	5,43	5,65	5,28	5,78	1,94	1,81	1,84	1,94	3,49	3,84	3,44	3,84

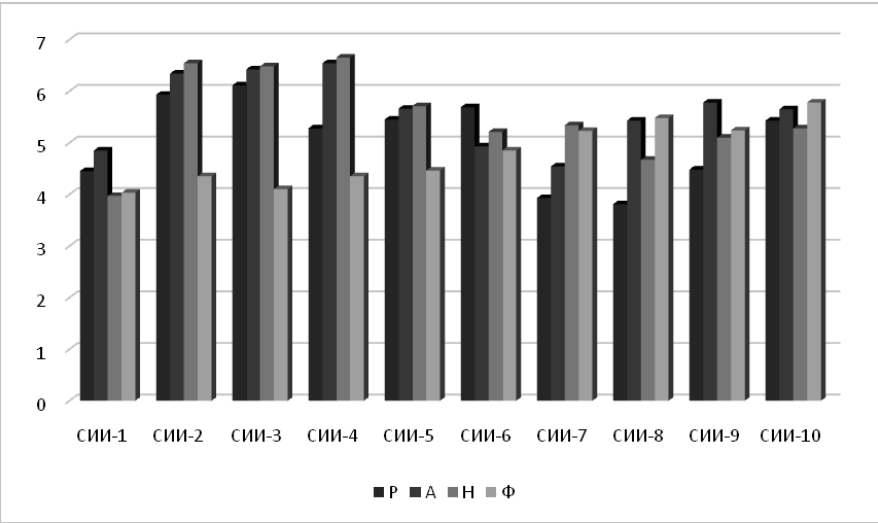


Рис. 1. Информационная емкость нейролингвистической текстовой информации систем ИИ

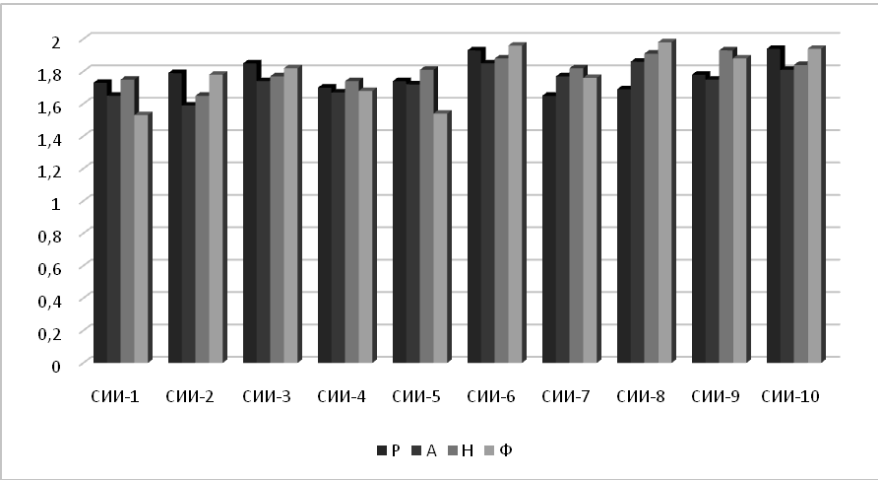


Рис. 2. Энтропия нейролингвистической текстовой информации систем ИИ

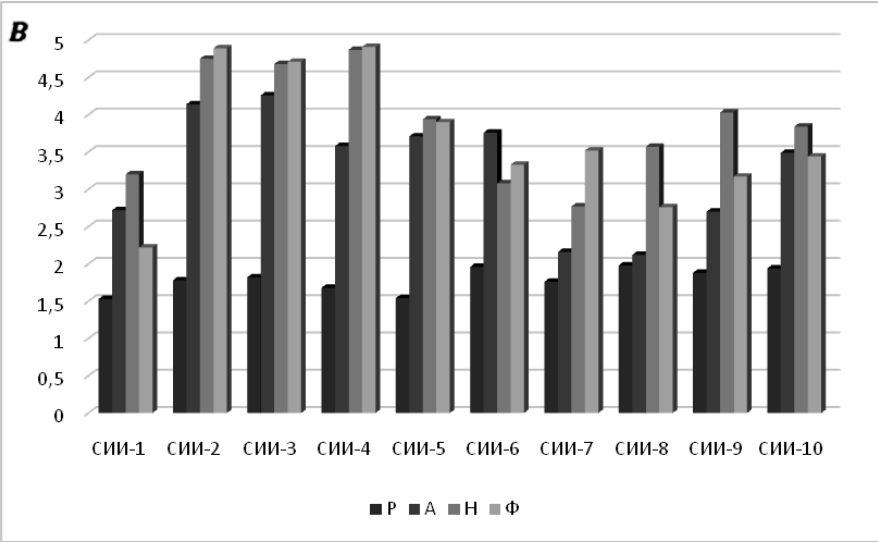


Рис. 3. Избыточность нейролингвистической текстовой информации систем ИИ

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

Проведем анализ параметров, полученных в десяти системах искусственного интеллекта разных поколений как российского, так и иностранного производства на четырех языках (русском, английском, немецком и французском). Результаты полученных материалов были переведены в необходимый формат и проверены с помощью апробированного программного комплекса оценки информационных параметров нейролингвистической текстовой идентификации интеллектуальных систем [2].

Исследовано десять систем искусственного интеллекта разных поколений, которые разработаны как российскими, так и иностранными разработчиками, постановка задачи формулировалась на четырех языках (русском, английском, немецком и французском). Результаты оценки основных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта на разных языках сведены в таблицу 1.

Результаты исследования зависимости основных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем ИИ на разных языках приведены на рисунках 1, 2 и 3.

Полученные результаты показывают, что минимальное значение информационной емкости текста систем искусственного интеллекта соответствует: Р - СИИ-8 – $H_{Bmax}= 3,81$; А - СИИ-7 – $H_{Bmax}= 4,54$; Н - СИИ-1 – $H_{Bmax}= 3,97$; Ф - СИИ-1 – $H_{Bmax}= 4,03$. Максимальное значение информационной емкости текста систем искусственного интеллекта соответствует: Р - СИИ-2 – $H_{Bmax}= 5,93$; А - СИИ-4 – $H_{Bmax}= 6,54$; Н - СИИ-4 – $H_{Bmax}= 6,65$; Ф - СИИ-10 – $H_{Bmax}= 5,78$. Среднее значение информационной ем-

кости: Р – $\dot{H}_{Bmax}= 4,87$; А – $\dot{H}_{Bmax}= 5,54$; Н – $\dot{H}_{Bmax}= 5,31$; Ф – $\dot{H}_{Bmax}= 4,90$. Минимальное значение энтропии текста систем искусственного интеллекта соответствует: Р – СИИ-7 – $H_B= 1,65$; А – СИИ-1 – $H_B= 1,65$; Н – СИИ-2 – $H_B= 1,65$; Ф – СИИ-1 – $H_B= 1,53$. Максимальное значение энтропии текста систем искусственного интеллекта соответствует: Р – СИИ-10 – $H_B= 1,94$; А – СИИ-8 – $H_B= 1,86$; Н – СИИ-8 – $H_B= 1,93$; Ф – СИИ-8 – $H_B= 1,98$. Среднее значение энтропии: Р – $H_B= 1,79$; А – $H_B= 1,75$; Н – $H_B= 1,79$; Ф – $H_B= 1,75$. Минимальное значение избыточности текста систем искусственного интеллекта соответствует: Р – СИИ-8 – $B= 2,12$; А – СИИ-7 – $B= 2,77$; Н – СИИ-1 – $B= 2,22$; Ф – СИИ-3 – $B= 2,28$. Максимальное значение избыточности текста систем искусственного интеллекта соответствует: Р – СИИ-3 – $B= 4,26$; А – СИИ-4 – $B= 4,87$; Н – СИИ-4 – $B= 4,91$; Ф – СИИ-10 – $B= 3,84$. Среднее значение виртуальной избыточности Р – $B= 4,25$; А – $B= 3,82$; Н – $B= 3,56$; Ф – $B= 4,20$.

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

В таблицу 3 сведены результаты расчетов производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта: коэффициент избыточности и коэффициент вербальности.

Результаты исследования зависимости производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта приведены на рисунках 4 и 5.

Установлено, что минимальное значение коэффициента избыточности текста систем искусственного интеллекта соответствует: Р - СИИ-7 – $\mu_B= 0,549$; А - СИИ-6 – $\mu_B= 0,724$; Н - СИИ-1 – $\mu_B= 0,559$; Ф - СИИ-3 – $\mu_B= 0,556$. Максимальное значение коэффициента избыточности текста систем искусственного интел-

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			
Р	А	Н	Ф	Р	А	Н	Ф	Р	А	Н	Ф
4,87	5,54	5,31	4,9	1,79	1,75	1,79	1,75	4,25	3,82	3,56	4,2

Производные параметры систем искусственного интеллекта

СИИ	Коэффициент избыточности, μ_B				Коэффициент вербальности, G_B			
	Р	А	Н	Ф	Р	А	Н	Ф
СИИ-1 (GigaChat 2)	0,611	0,659	0,559	0,615	0,636	0,515	0,64	0,616
СИИ-2 (YandexGPT 3)	0,698	0,749	0,747	0,59	0,434	0,334	0,337	0,498
СИИ-3 (Gerwin 3)	0,697	0,728	0,726	0,556	0,432	0,371	0,375	0,465
СИИ-4 (Gemini 3)	0,678	0,744	0,738	0,613	0,474	0,342	0,354	0,401
СИИ-5 (RuGPT 3)	0,68	0,696	0,639	0,654	0,469	0,438	0,464	0,527
СИИ-6 (CopyMonkey 3)	0,66	0,624	0,583	0,595	0,513	0,472	0,515	0,474
СИИ-7 (Copilot 4)	0,549	0,61	0,659	0,663	0,503	0,538	0,517	0,507
СИИ-8 (ChatGPT 4)	0,556	0,657	0,591	0,669	0,541	0,521	0,599	0,565
СИИ-9 (Bing 4)	0,602	0,697	0,621	0,641	0,571	0,434	0,608	0,559
СИИ-10 (TurboText 4)	0,642	0,679	0,651	0,664	0,555	0,471	0,534	0,505

лекта соответствует: Р - СИИ-2 – $\mu_B = 0,698$; А - СИИ-2 – $\mu_B = 0,749$; Н - СИИ-2 – $\mu_B = 0,747$; Ф - СИИ-8 – $\mu_B = 0,669$. Среднее значение коэффициента избыточности: Р – $\mu_B = 0,898$; А – $\mu_B = 0,736$; Н – $\mu_B = 0,653$; Ф – $\mu_B = 0,612$; Минимальное значение коэффициента вербальности текста систем искусственного интеллекта соответствует: Р - СИИ-2 – $G_B = 0,432$; А - СИИ-2 – $G_B = 0,334$; Н - СИИ-2 – $G_B = 0,337$; Ф – СИИ-4 – $G_B = 0,401$. Максимальное значение коэффициента вербальности текста систем искусственного интеллекта соответствует Р - СИИ-1 – $G_B = 0,634$; А – СИИ-7 – $G_B = 0,538$; Н – СИИ-1 – $G_B = 0,640$; Ф – СИИ-1 – $G_B = 0,616$. Среднее значение коэффициента вербально-

сти Р – $G_B = 0,533$; А – $G_B = 0,436$; Н – $G_B = 0,488$; Ф – $G_B = 0,508$.

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-

Таблица 4

Среднее значение коэффициентов избыточности и вербальности систем искусственного интеллекта

Среднее значение коэффициента избыточности μ_B				Среднее значение коэффициента вербальности G_B			
Р	А	Н	Ф	Р	А	Н	Ф
0,898	0,736	0,653	0,612	0,533	0,436	0,488	0,508

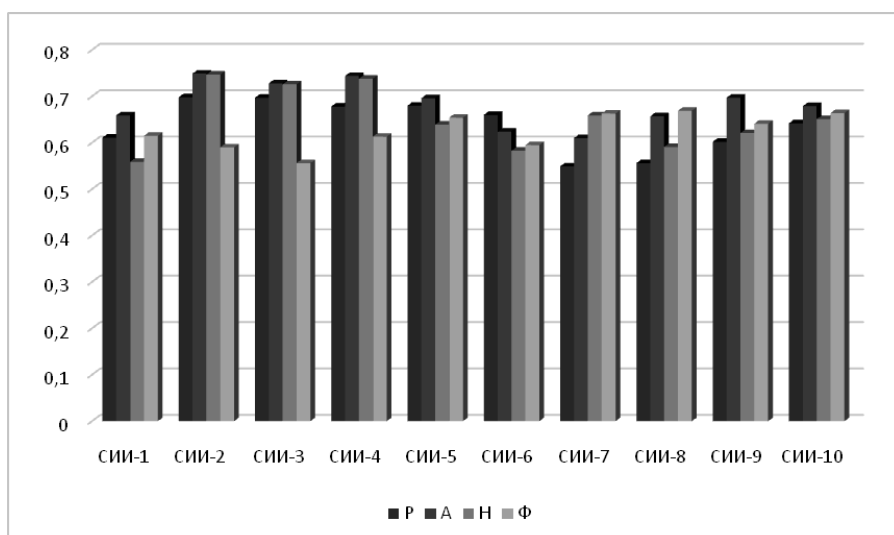


Рис. 4. Коэффициент избыточности нейролингвистической текстовой информации систем ИИ

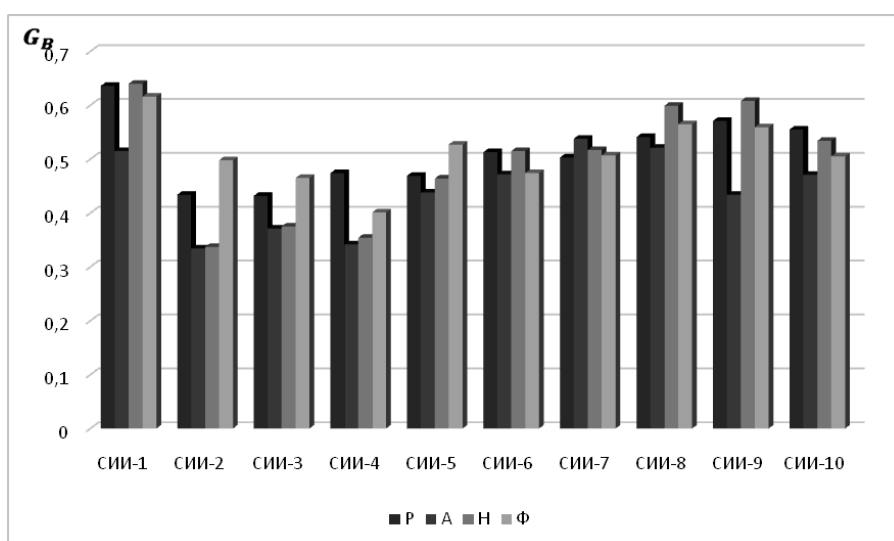


Рис. 5. Коэффициенты вербальности нейролингвистической текстовой информации систем ИИ

пирическая энтропия, информационная емкость. Все поставленные изначально задачи решены [6]. 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 [11-19]. Определены средние значения основных и производных параметров нейролингвистических текстовых идентификаторов систем искусственного интеллекта.

Заключение

Проведен анализ десяти систем искусственного интеллекта: одна система второго поколения, пять систем третьего поколения и четыре системы четвертого поколения. Всем системам ИИ определена одна и та же задача для решения на русском, английском, немецком и французском языках. Исследования подтверждают тот факт, что результат каждой СИИ индивидуален и отличается от всех остальных. Показатели параметров систем ИИ второго поколения отличаются от показателей параметров систем ИИ третьего поколения, показатели ИИ третьего поколения отличаются от параметров си-

стем ИИ четвертого поколения. Изменения параметров наблюдаются как при переходе от одной системы ИИ к другой, так и при переходе от одного языка к другому.

Результаты исследований подтверждают доказанную в предыдущем исследовании возможность применения в качестве параметров нейролингвистической идентификации информационных характеристик текстовой составляющей систем искусственного интеллекта. Приведены зависимости основных и производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации от изменений систем искусственного интеллекта для результатов при постановке задачи на четырех языках. Как и в предыдущем исследовании проведен анализ изменения показателей систем искусственного интеллекта по основным и производным параме-

трам, но для поставленной задачи на четырех языках одной СИИ, а также для разных СИИ. По результатам анализа установлено, что значения основных и производных параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта при постановке одной и той же задачи на разных языках одной системе ИИ отличаются при переходе от одного языка к другому в одной системе ИИ, при переходе от одной системы ИИ к другой на разных языках, при переходе от одной системы к другой с сохранением одного и того же языка. Исследование подтверждает возможность использовать в качестве параметров нейролингвистической текстовой идентификации систем искусственного интеллекта информационные характеристики текстовой составляющей.

Литература

1. Котенко В. В., Румянцев К. Е., Хаджиева Л. К. Оценка возможностей нейролингвистической идентификации систем искусственного интеллекта // Вестник УрФО. Безопасность в информационной сфере, Издательский центр ФТАОУ ВО «ЮУрГУ (НИУ)» № 2(52) / 2024 г. – С – 13-24.
2. Котенко В.В. Технологии информационного анализа пользовательского уровня телекоммуникационных систем. Учебное пособие // Ростов-на-Дону – Таганрог: Издательство Южного федерального университета, 2019. – 194 с
3. Котенко В.В., Румянцев К.Е. Теория информации. Учебное пособие // Ростов-на-Дону – Таганрог: Издательство Южного федерального университета, 2018. – 239 с.
4. Котенко В.В. Теория виртуализации и защита телекоммуникаций: монография – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2011. – 236 с.
5. 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.
6. Хаджиева Л.К., Котенко В.В., Румянцев К.Е. Нейролингвистическая информационная идентификация интеллектуальных систем // Известия ЮФУ. Технические науки. Ростов-на-Дону: Издательство Южного федерального университета, №3 (239). 2024 г. – С. 33-44.
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., стр. 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-снп. // 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.

References

1. Kotenko V. V., Rumyantsev K. Ye., Khadzhiyeva L. K. Otsenka vozmozhnostey neyrolingvisticheskoy identifikatsii sistem iskusstvennogo intellekta // Vestnik UrFO. Bezopasnost' v informatsionnoy sfere, Izdatel'skiy tsentr FGOU VO «YUUrGU (NIU)» № 2(52) / 2024 g. – S – 13-24.
2. 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.
3. Kotenko V.V., Rumyantsev K.Ye. Teoriya informatsii. Uchebnoye posobiye // Rostov-na-Donu – Taganrog: Izdatel'stvo Yuzhnogo federal'nogo universiteta, 2018. – 239 s.
4. Kotenko V.V. Teoriya virtualizatsii i zashchita telekommunikatsiy: monografiya – Taganrog: Izd-vo TTIYUFU, 2011. – 236 s.
5. 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.
6. Khadzhiyeva L.K., Kotenko V.V., Rumyantsev K.Ye. Neyrolingvisticheskaya informatsionnaya identifikatsiya intellektual'nykh sistem // Izvestiya YUFU. Tekhnicheskkiye nauki. Rostov-na-Donu: Izdatel'stvo Yuzhnogo federal'nogo universiteta, №3 (239). 2024 g. – S. 33-44.
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., str. 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. Yamchenko YU.V. Metody resheniya zadach autentifikatsii i identifikatsii pol'zovatelya na osnove analiza klaviaturnogo pochерka // Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. N.E. Bauman. 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. Katermina 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. Vybory optimal'noy arkitektury iskusstvennoy neyronnoy seti dlya zadachi klassifikatsii tekstov // Yezhekvar'tal'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 arkitektur 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 zhanovykh pri nadlezhnostey 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. // Yezhekvar'tal'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.

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: rummyancev@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 Department of Information Security of Telecommunication Systems. Institute of Computer Technologies and Information Security of SFedU. 347922, Rostov Region, Taganrog, Chekhov St., 2. E-mail: kotenkovv@sfedu.ru.

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

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