

А. С. ПИСАРЕВ, Е. Е. КОТОВА, И. А. ПИСАРЕВ  
 Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет  
 «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ АГЕНТЫ, ИМИТИРУЮЩИЕ РЕШЕНИЕ СЛОЖНЫХ ЗАДАЧ

*Разработаны интеллектуальные программные агенты, способные имитировать перцептивные и когнитивные функции человека при решении задач выбора в условиях визуальной неопределенности. В автоматическом режиме получено точное решение серий перцептивно-когнитивных задач на основе методик Л. Терстоуна и Дж. Кагана. Интеллектуальные программные агенты применяются в области проведения научных исследований и сфере обучения, а также при разработке и анализе новых методик, в которых основное внимание уделяется интеграции сенсорных и когнитивных способностей человека в киберфизических системах.*

**Введение.** Когнитивные агенты относятся к вычислительным системам нового типа (cognitive computing system, CCS), которые способны решать перцептивно-когнитивные задачи и имитировать когнитивные функции человека (Human-Like Computing, HLC) [1, 2]. Комплексные исследования в этой области представляют третью волну искусственного интеллекта (3AI, 2020–2030-е гг.) [3].

Одним из направлений исследований является разработка интеллектуальных программных агентов, способных имитировать процессы восприятия зрительных сигналов, когнитивного выбора и моторных действий [4, 5]. При этом, часто рассматриваются задачи обнаружения объектов в изображениях на основе алгоритмов глубокого машинного обучения с применением конволюционных нейронных сетей [3]. Однако, вопросы автоматизации процессов выбора объектов в изображениях при отсутствии больших наборов априорных данных, исследованы еще недостаточно [6].

В статье представлены результаты дальнейшего развития и апробации метода решения интеллектуальными агентами серии перцептивно-когнитивных задач на примере модифицированной методики MFFT Дж. Кагана [7, 8]. Проведено сравнение производительности разработанного интеллектуального агента с производительностью студентов и получена сравнительная характеристика когнитивных потенциалов. Результаты сравнения позволяют сделать вывод о перспективности применения разработанного метода и интеллектуального агента при решении и анализе когнитивных задач с визуальной неопределенностью в учебном процессе, а также при разработке новых методик представления информации в визуальной форме, интеграции сенсорных и когнитивных способностей человека и программных агентов в киберфизических системах для развития технологий Industry 4.0.

**Метод.** Продолжено развитие подхода к оценке производительности при решении задач выбора на основе разработанной ранее авторами обобщенной модели когнитивной деятельности (КД) с факторами когнитивной нагрузки (КН) [7, 9 – 11]:

$$T = mH_K + bID + zH_S, \quad (1)$$

где  $H_K$  – фактор визуальной неопределенности условий выбора;  $ID$  – индекс сложности моторных действий;  $H_S$  – фактор количества энтропии модели понятийной организации предметной области (освоенных знаний) человеком;  $m, b, z$  – коэффициенты регрессии.

В методе анализа точности решения задач на основе методики Л. Терстоуна [12] используется регрессионная модель среднего числа ошибок в процессах перцептивной и когнитивной обработки графической информации, поступающей по визуальному каналу:

$$N_e = eH_K, \quad (2)$$

где  $e$  – среднее число ошибок при единичной визуальной когнитивной нагрузке.

Точность модели (2) может быть повышена за счет учета дополнительного фактора  $H_e$  :

$$N_e = e_1 H_K + e_2 H_e, \quad (3)$$

где  $H_e$  – фактор неопределенности выбора варианта ответа, вычисляемый по шкале приоритетов стимулов с применением интеллектуального агента [13].

Ранее авторами разработаны алгоритмы интеллектуального агента для решения задачи мультиномиального выбора, отличающиеся последовательным ранжированием и масштабированием показателей подобия изображений эталона и вариантов ответа с использованием шкал: 1 – шкалы показателей степеней подобия; 2 – нормированной шкалы показателей степеней подобия; 3 – шкалы приоритетов вариантов ответов по методам Я. Коэна и парных сравнений Т. Саати [13]. Четвертая шкала включает нормированные значения приоритетов вариантов ответов из третьей шкалы, превышающие порог равновероятного выбора ( $1/N$ ). Шкалы второго и третьего типов применены при решении серии из 49 перцептивно-когнитивных задач модифицированной компьютерной методики Л. Терстоуна. При использовании второй шкалы получено 96 % верных решений в 87 % задач. Применение шкалы третьего типа при решении задачи множественного выбора показало 100 % точности. Алгоритм принятия решения позволяет осуществить мультиномиальный выбор вариантов ответов, приоритеты которых превышают значение порога равновероятного выбора. Например, для задач Л. Терстоуна с  $N=4$  вариантами выбора, порог принимает значение  $1/4$ .

Проведение имитационных экспериментов с помощью интеллектуальных агентов с различными типами шкал выбора позволяет проверять гипотезы о механизмах восприятия и принятия решения студентами. Так, использование второй шкалы предполагает доминирование сценария когнитивного выбора, основанного на оценке максимального подобия при сравнении каждого варианта ответа только с эталоном. Имитация процессов выбора с применением третьей и четвертой шкал реализует сценарий, в котором в дополнение к сравнению с эталоном производится попарное сравнение вариантов ответов. При объяснении механизмов сравнения объектов человеком применяется закон сравнительных суждений и метод парных сравнений, впервые предложенный Л. Терстоуном [14].

В разработанной методике по каждой задаче оценивается подобие шкал выбора интеллектуального агента и частоты вариантов ответа студентов. Для сравнения распределений используются показатели корреляции, дивергенции и расстояния Кульбака–Лейблера (Kullback–Leibler Divergence, KL divergence) и Йенсена–Шеннона (Jensen–Shannon divergence).

В 12 задачах Дж. Кагана, в отличие от 49 задач Л. Терстоуна, задано только одно верное решение среди 8 вариантов ответа. Поэтому, в модифицированном алгоритме принятия решения осуществляется выбор варианта ответа с максимальным приоритетом.

**Результаты.** Проведена апробация метода решения серии перцептивно-когнитивных задач интеллектуальными агентами на примере модифицированной методики MFFT Дж. Кагана [8]. Проведен сравнительный анализ результатов выполнения серии задач Дж. Кагана студентами и интеллектуальным агентом.

**Решение серии задач Дж. Кагана интеллектуальным агентом.** С помощью интеллектуального агента САПТСНА-Е [13] получены точные решения всех 12 задач. Общее время выполнения модифицированной методики MFFT Дж. Кагана интеллектуальным агентом составило 0.2 с. на персональном компьютере с 4-х ядерным процессором с частотой 2.3 ГГц и оперативной памятью 4 Гб, без использования графического процессора.

**Сравнительный анализ производительности студентов и программного агента.** Группе студентов (37 человек, возраст от 18 до 20 лет) было предложено выполнить модифицированную компьютерную методику Дж. Кагана.

В зависимости от результатов (числа ошибок и времени первого ответа) студенты классифицированы на 4 подкласса когнитивного стиля «импульсивность-рефлексивность» (И-Р, Impulsivity-Reflectivity, I-R): 1 класс – «быстрый и неточный», 22.5 %; 2 – «медленный и точный», 50 %; 3 – «быстрый и точный», 20 %; 4 – «медленный и неточный», 7.5 %

Показатель И-Р характеризует индивидуальные различия студентов в решении когнитивных задач в условиях высокой степени неопределенности [15]. По некоторым данным, рефлексив-

ные учащиеся чаще достигают более высоких академических результатов, чем импульсивные [16, 17].

На рис. 1 представлены усредненные значения времени решения серии задач (точки). По оси абсцисс указаны кумулятивные значения визуальной когнитивной нагрузки. Аппроксимация экспериментальных данных с помощью модели (1) показана на рис. 1 линией. Точность аппроксимации характеризуется коэффициентом детерминации  $R^2 = 0.99$ .

Средние значения числа ошибок представлены нарастающим итогом на рис. 2 в виде точек, аппроксимация (линия) моделью (2) с коэффициентом детерминации  $R^2 = 0.99$ .

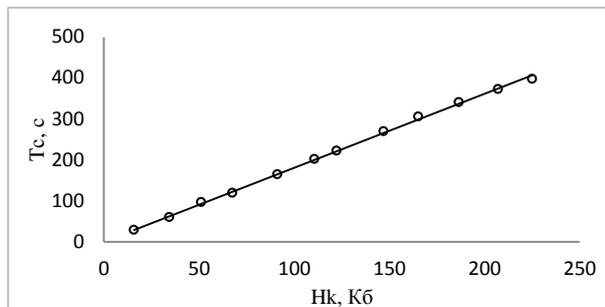


Рис. 1. График кумулятивных значений времени решения серии задач, полученных из эксперимента (точки) и предсказанных моделью (1) (линия)

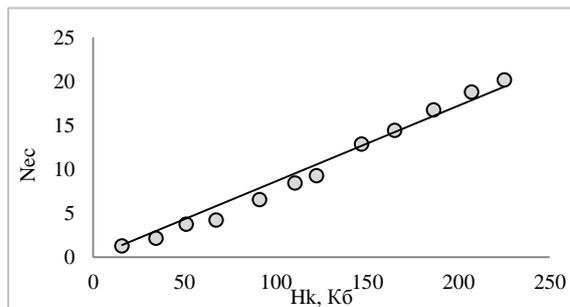


Рис. 2. Кумулятивные экспериментальные значения числа ошибок в серии задач (точки) и значения, предсказанные моделью (2)(линия)

Сравнение гистограмм частот выбора вариантов ответов «импульсивными» и «рефлексивными» студентами со шкалами выбора интеллектуального агента показало более высокую корреляцию и меньшую дивергенцию со шкалами №3 и №4 по сравнению со шкалой №2, что может свидетельствовать о преобладании стратегии использования «точными» и «рефлексивными» студентами механизма сравнительных суждений, основанных на парных сравнениях.

Большее число ошибок у «импульсивных» и «медленных–неточных» студентов может объясняться особенностями процессов зрительного восприятия, когнитивного выбора и когнитивного контроля в условиях воздействием случайных факторов.

Пример гистограммы с частотами первого выбора вариантов ответа в задаче «точными» студентами приведен на рис. 3. С первой попытки верный ответ (№7) выбрали 75 % студентов. Часть студентов допустили ошибки и выбрали варианты ответов №3 и №8.

Третья шкала приоритетов выбора интеллектуального агента, основана на применении метода парных сравнений (рис. 4). Значения приоритетов по шкале 4, превышающие порог равновероятных ответов, показаны на рис. 5.

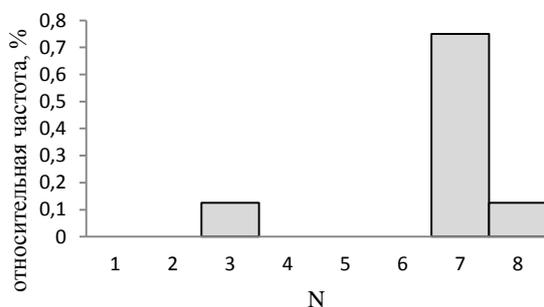


Рис. 3. Гистограмма относительных частот выбора вариантов ответов в подгруппе «быстрых и точных»

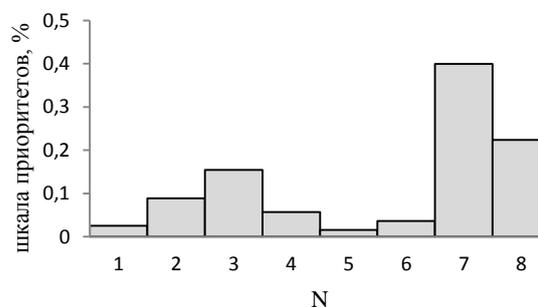


Рис. 4. Приоритеты выбора вариантов ответа по шкале №3

Визуальное сравнение рис. 3 и рис. 5 показывает наличие совпадений, что подтверждается вычисленными значениями показателей: коэффициент корреляции  $R = 0.92$ , дивергенция Кульбака–Лейблера  $KL = 0.175$  бит, дивергенция Йенсена–Шеннона  $JS = 0.214$  бит.

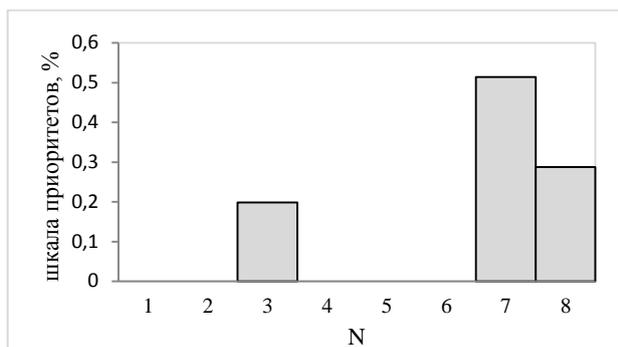


Рис. 5. Приоритеты выбора вариантов ответа по шкале №4

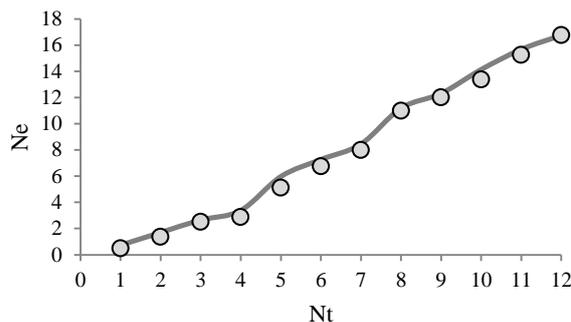


Рис. 6. Число ошибок «быстрых» студентов в серии задач (точки) и предсказанные моделью (3) (линия)

Значения фактора неопределенности выбора варианта ответа  $H_e$ , вычисляемые по шкалам приоритетов стимулов, применены в модели (3) для предсказания числа ошибок в серии задач.

Кумулятивные средние значения числа ошибок «быстрых и точных» студентов (точки на рис. 6) аппроксимированы (линия) двухфакторной моделью (3) с коэффициентом детерминации  $R^2 = 0.99$ . Относительные погрешности предсказания по модели (3) общего числа ошибок в серии задач для «быстрых-точных» и «рефлексивных» студентов составляют:  $\delta = 0.0\%$ , а по модели (2)  $\delta = 0.82\%$  (все студенты).

Таким образом, по сравнению с предсказанием числа ошибок для всех студентов по однофакторной модели (2), применение двухфакторной модели (3) позволяет повысить точность предсказания для «быстрых-точных» и «рефлексивных» студентов.

Сравнение результатов выполнения серии задач Дж. Кагана студентами и интеллектуальным агентом показало превосходство агента в производительности в 2000 раз относительно студентов (среднее время выполнения серии задач студентами 400 с, агентом 0.2 с), что при отсутствии ошибок позволяет характеризовать перцептивно-когнитивный потенциал интеллектуального агента по шкале И-Р как «быстрый-точный».

**Заключение.** Разработаны алгоритмы интеллектуальных агентов для имитации решения сложных задач выбора с визуальной неопределенностью. Автоматизированы процессы обработки экспериментальных данных, формирования базы данных показателей когнитивно-стилевого потенциала (КСП) студентов, прогнозирования результатов когнитивной деятельности, отличающиеся применением моделей когнитивной нагрузки (КН), когнитивно-стилевого потенциала (КСП, И-Р) и когнитивной деятельности (КД), что позволяет оперативно выполнять анализ и предсказание результатов когнитивной деятельности студентов.

Полученные с использованием модели (3) результаты косвенно свидетельствуют об имитационном потенциале когнитивной модели интеллектуальных агентов.

В дальнейшем планируется продолжить исследования производительности студентов в учебном процессе с применением интеллектуальных агентов, моделей когнитивной деятельности и когнитивной нагрузки с учетом индивидуальных когнитивно-стилевых различий.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. **Russell S.** Human compatible: Artificial intelligence and the problem of control. Penguin. 2019. 352 p.
2. **Schuetz S., Venkatesh V.** The rise of human machines: How cognitive computing systems challenge assumptions of user-system interaction. *Journal of the Association for Information Systems*. 2020. vol. 21. no. 2. Pp. 460-482.
3. **Muggleton S., Chater N.** Human-Like Machine Intelligence. Oxford University Press. 2021. 544 p.
4. **Russell S., Norvig P.** Artificial intelligence: a modern approach. Pearson. 2020. 1166 p.
5. **Sreedevi A. G., Harshitha, T. N., Sugumaran, V., Shankar, P.** Application of cognitive computing in healthcare, cybersecurity, big data and IoT: A literature review. *Information Processing & Management*. 2022. vol. 59. no. 2. Pp. 102888.
6. **Weinhaus F.** Accelerated template matching using local statistics and fourier transforms. 2014.
7. **Kotova E.E., Pisarev I.A.** Researching cognitive tasks solving taking into account visual uncertainty. *Proceedings of 2021 24th International Conference on Soft Computing and Measurements, SCM 2021*. 2021. Pp. 127-130. DOI: 10.1109/SCM52931.2021.9507145
8. **Kagan J.** Reflection-impulsivity: The generality and dynamics of conceptual tempo. *Journal of abnormal psychology*. 1966. Vol. 71. No. 1. Pp. 17-24.

9. **Имаев Д.Х., Котова Е.Е.** Компьютерная имитация процесса обучения в условиях периодического контроля успеваемости. *Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ*. 2014. № 1. С. 74-79.
10. **Kotova E.E., Pisarev A.S.** Adaptive prediction of student learning outcomes in online mode. Proceedings of 2017 IEEE 2nd International Conference on Control in Technical Systems, *CTS 2017*. 2017. Pp. 138-141. DOI: 10.1109/CTSYS.2017.8109509
11. **Pisarev A.S., Kotova E.E., Pisarev I.A.** Generalized Model of Cognitive Activity Taking into Account Uncertainty in an Information-saturated Environment. *2022 XXV International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM)*. IEEE, 2022. Pp. 133-137. DOI: 10.1109/SCM55405.2022.9794831
12. **Thurstone L.L.** A factorial study of perception. University of Chicago Press. 1944.
13. **Писарев А.С., Котова Е.Е.** Интеллектуальный программный агент для решения задач выбора в условиях неопределенности. Проектирование и обеспечение качества информационных процессов и систем. Сборник докладов Международной конференции. Санкт-Петербург, 2022. С. 152-156.
14. **Thurstone L.L.** A law of comparative judgment. *Scaling*. Routledge, 2017. Pp. 81-92.
15. **Rozenchwajg P., Corroyer D.** Cognitive processes in the reflective-impulsive cognitive style. *The Journal of genetic psychology*. 2005. vol. 166. no. 4. Pp. 451-463.
16. **Barrett D. E.** Reflection-impulsivity as a predictor of children's academic achievement. *Child Development*. 1977. Pp. 1443-1447.
17. **Zelniker T., Jeffrey W. E.** Attention and cognitive style in children. *Attention and cognitive development*. Springer, Boston, MA. 1979. Pp. 275-296.

A.S.Pisarev, E.E.Kotova, I.A.Pisarev (Saint Petersburg Electrotechnical University “LETI”, Saint Petersburg)

### **Intelligent agents that simulate the solution of complex problems**

Intelligent software agents have been developed that can imitate the perceptual and cognitive functions of a person when solving choice problems under conditions of visual uncertainty. An exact solution of a series of perceptual-cognitive tasks was obtained in automatic mode based on the methodology of L. Thurstone and J. Kagan. Intelligent software agents are used in the field of scientific research and education, as well as in the development and analysis of new methods that focus on the integration of human sensory and cognitive abilities in cyber-physical systems.

Авторы готовы представить текст на английском языке для сборника материалов мультиконференции, который будет подан для индексирования в Scopus