

УДК 316.334.56

## ***УМНЫЕ ДОМА В КОНТЕКСТЕ ПОВСЕДНЕВНОЙ ЖИЗНИ***

***Веретельников А.С.***

*магистрант,*

*Институт сферы обслуживания и предпринимательства (филиал) ДГТУ в г.*

*Шахты,*

*Шахты, Россия*

***Могилевская Г.И.***

*доцент, кандидат философских наук,*

*Институт сферы обслуживания и предпринимательства (филиал) ДГТУ в г.*

*Шахты,*

*Шахты, Россия*

### **Аннотация**

Статья посвящена вопросу потенциального влияния систем умного дома на поведение человека. В ней рассматриваются аспекты взаимодействия между пользователем и алгоритмами умного дома, основанными на обучении с подкреплением. При таком взаимодействии исследуется возможность изменения поведения человека в результате адаптации человеческой модели и систем умного дома друг к другу.

**Ключевые слова:** Умный дом, обучение с подкреплением, взаимодействие моделей, интеллектуальные агенты, алгоритмы RL.

## ***SMART HOMES IN THE CONTEXT OF EVERYDAY LIFE***

***Veretelnikov A.S.***

*master's student,*

*Institute of Service and Entrepreneurship (branch) of DSTU in Shakhty,*

*Shakhty, Russia*

***Mogilevskaya G.I.***

*docent, Candidate of Philosophical Sciences*

*Institute of Service and Entrepreneurship (branch) of DSTU in Shakhty,*

*Shakhty, Russia*

### **Abstract**

The article is devoted to the issue of the potential impact of smart home systems on human behavior. It examines aspects of interaction between the user and smart home algorithms based on reinforcement learning. With such interaction, the possibility of changing human behavior as a result of the adaptation of the human model and smart home systems to each other is being investigated.

**Keywords:** Smart home, reinforcement learning, model interaction, intelligent agents, RL algorithms.

В современном мире в развитых странах всё большее распространение получает тип жилья, называемый «умным домом». Умный дом, в широком смысле этого выражения – это система автоматического управления различными домашними устройствами, которые в состоянии решать определённые задачи без участия человека [1]. Появление такого рода жилищ накладывает свой отпечаток на общее мироощущение человека и его быт.

Резкое развитие систем умного дома (SHS) в последние годы произошло благодаря достижениям в области ИИ, расширенных возможностей подключения к глобальной сети Интернет, а также доступности Интернета вещей (IoT). Например, такие девайсы, как интеллектуальные термостаты [2] и планировщики интеллектуальных устройств [3] с каждым днем набирают все большую популярность. Эти устройства и целые экосистемы, которые они создают, направлены на повышение качества жизни человека за счет экономии времени и затрат, а также повышения уровня комфорта. С другой стороны,

более широкое использование искусственного интеллекта и автоматизации в нашей повседневной жизни начало влиять на производительность труда человека [4]. Например, в исследовании А. Освальда, Э. Прото и Д. Сгроя [5] было доказано, что с повышением эффективности человеческой деятельности, которая может быть результатом автоматизации и использования искусственного интеллекта, уровень счастья также возрастает.

Для того, чтобы ИИ мог обучаться на основе обратной связи [6], широко используется обучение с подкреплением (RL) в качестве интеллектуальных/автоматизированных агентов [7]. Агенты на основе RL обычно учатся оптимизировать свою производительность для максимизации получаемого результата. Но такая максимизация результата может быть оптимальна только с точки зрения агента, без затрагивания вопросов температуры внутреннего пространства помещения. Однако, можно использовать температурные данные для получения оптимальных результатов с точки зрения пользователя, используя заданный диапазон комфортной ему температуры.

Также в последние годы RL начали использовать для обучения на основе человеческих взаимодействий и обратной связи, для обеспечения индивидуального пользовательского опыта. Однако возникает закономерный вопрос: возможно ли возникновение ситуации, при которой интеллектуальный агент, работающий с применением RL, мог бы научиться использовать тонкости человеческого поведения, чтобы максимизировать свою собственную эффективность, независимо от эффекта, оказываемого на людей?

Последние достижения в области машинного обучения позволили интеллектуальным устройствам изучать поведение и предпочтения пользователей для улучшения пользовательского опыта и комфорта. Например, интеллектуальные термостаты получили способность изучать тепловые предпочтения пользователей в режиме реального времени с использованием

байесовских сетей. Байесовская сеть – это графовая модель вероятности, которая представляет собой несколько переменных и связанных с ними зависимостей. Также такие сети могут применяться, например, в медицине, для выявления болезней и упрощения постановки верных диагнозов путём сопоставления симптоматики и болезней [8]. В [9] нейронные сети использовались для прогнозирования поведения пользователей в умных домах для корректировки тепловых условий окружающей среды.

Также RL алгоритмы постепенно начали использоваться в SHS. В одном из экспериментов алгоритм, основанный на методе вознаграждения, использовался для выявления предпочтений пользователей в освещении, причём в расчёт брались такие факторы, как количество находящихся человек в помещении, время суток и внешнее освещение. Мультиагентные глубокие Q-сети были использованы для анализа затрат энергии на умные бытовые приборы. В свою очередь, Deep RL использовался для минимизации энергопотребления наряду с обученной нейронной сетью, предсказывающей комфортный температурный диапазон пользователя. Алгоритм Q-Learning можно использовать для управления вентиляционной системой умного дома для поддержания общего качества воздуха, путём выявления содержащегося внутри помещения и изучения скорости образования CO<sub>2</sub>, выделяемого пользователями. Систему можно улучшить, используя все вышеперечисленные алгоритмы и добавив к ним алгоритм Double DQN, который, опираясь на полученные данные комфортной температуры и влажности воздуха, способен оптимизировать энергопотребление умного дома для экономии энергоресурсов.

Также RL алгоритмы постепенно начали использоваться в SHS. В одном из экспериментов алгоритм, основанный на методе вознаграждения, использовался для выявления предпочтений пользователей в освещении, причём в расчёт брались такие факторы, как количество находящихся человек в помещении, время суток и внешнее освещение. Мультиагентные глубокие Q-

## ЭЛЕКТРОННЫЙ НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ «ДНЕВНИК НАУКИ»

сети были использованы для анализа затрат энергии на умные бытовые приборы. В свою очередь, Deep RL использовался для минимизации энергопотребления наряду с обученной нейронной сетью, предсказывающей комфортный температурный диапазон пользователя. Алгоритм Q-Learning можно использовать для управления вентиляционной системой умного дома для поддержания общего качества воздуха, путём выявления содержащегося внутри помещения и изучения скорости образования CO<sub>2</sub>, выделяемого пользователями. Систему можно улучшить, используя все вышеперечисленные алгоритмы и добавив к ним алгоритм Double DQN, который, опираясь на полученные данные комфортной температуры и влажности воздуха, способен оптимизировать энергопотребление умного дома, для экономии ресурсов.

Так как пользователи умных домов постоянно взаимодействуют с алгоритмами, на которых он основан, появилась необходимость изучения аспекта взаимодействия между ними. Например, в исследовании [10] для обеспечения обратной связи обсуждалась идея включения людей в цикл, пока интеллектуальный агент играет в игры Atari. Такой подход позволил повысить стабильность обучения агента по мере уменьшения количества итераций, необходимых для конвергенции. Аналогичным образом, можно научить ботов разговаривать, при помощи алгоритма Reinforce, что приведёт к улучшению кривой обучения.

Подводя итог всему вышесказанному, можно сделать вывод о том, что включение людей в циклы RL приводит к лучшим результатам обучения. Тем не менее, существуют исследования, выявляющие потенциальные негативные или непреднамеренные последствия взаимодействия человека и RL. Например, некоторые результаты обучения показали, что в сложных условиях, когда человек не уверен в характере обратной связи, которую он должен предоставлять интеллектуальным агентам, обучение часто терпит неудачу. Более того, было выяснено, что агенты RL, могут использовать некоторые

## ЭЛЕКТРОННЫЙ НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ «ДНЕВНИК НАУКИ»

уязвимости системы, чтобы максимизировать полученный результат, независимо от последствий для пользователя и системы в целом.

Тенденция повсеместного внедрения систем умного дома в практику жизни общества явным образом сказывается не только на поведении общества в целом, но и имеет влияние на отдельную личность. Благодаря устройствам умного дома, включенным в единую домашнюю сеть, пользователь имеет возможность сократить время, затрачиваемое на бытовые нужды, такие как стирка, уборка, приготовление еды, походы в магазин и т. д. Также современные технологии позволяют экономить денежные средства, путём отключения наиболее требовательных к ресурсам приборов или снижения их потребляемой мощности, если в определённый момент в них нет нужды.

Безусловно, с бытовой точки зрения системы умного дома меняют жизнь человека к лучшему, позволяют ему уделять больше времени работе или досуговой деятельности, позволяют экономить деньги и пользоваться удобствами современных технологий. Однако, одновременно возникает риск, связанный с привычкой человека пользоваться всеми вышеперечисленными благами. Если лишить его возможностей, которые дают интеллектуальные системы, человек начинает нерационально использовать ресурсы, распоряжаться своим временем и деньгами. Возможно возникновение депрессии, на фоне ухудшения качества сна и повышенных трат. Все вышеперечисленные проблемы являются следствием отсутствия единой системы управления и контроля, к которой пользователь уже успел привыкнуть.

**Библиографический список:**

1. Что такое умный дом [Электронный ресурс] – Режим доступа – URL: <https://j.etagi.com/stati/obustroystvo/chto-takoe-umnyj-dom/> (Дата обращения 25.10.2022).

2. F. Aufferberg, S. Stein, and A. Rogers. A personalised thermal comfort model using a bayesian network. International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2015. (Дата обращения 31.10.2022).
3. A. Khalili, C. Wu, and H. Aghajan. Autonomous learning of user's preference of music and light services in smart home applications. In Behavior Monitoring and Interpretation Workshop at German AI Conf, page 12, 2009. (Дата обращения 01.11.2022).
4. D. B. Kaber and M. R. Endsley. The effects of level of automation and adaptive automation on human performance, situation awareness and workload in a dynamic control task. Theoretical Issues in Ergonomics Science, 5(2):113-153, 2004. (Дата обращения 01.11.2022).
5. A. J. Oswald, E. Proto, and D. Sgroi. Happiness and productivity. Journal of Labor Economics, 33(4):789-822, 2015 (Дата обращения 02.11.2022).
6. R. S. Sutton, A. G. Barto, et al. Introduction to reinforcement learning, volume 135. MIT press Cambridge, 1998. (Дата обращения 02.11.2022).
7. A. Juliani, V. P. Berges, E. Vckay, Y. Gao, H. Henry, M. Mattar, and D. Lange. Unity: A general platform for intelligent agents. arXiv preprint arXiv:1809.02627, 2018 (Дата обращения 04.11.2022).
8. Байесовская сеть [Электронный ресурс] – Режим доступа – URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Байесовская\\_сеть](https://ru.wikipedia.org/wiki/Байесовская_сеть) (Дата обращения 04.11.2022).
9. T. Liang, B. Zeng, J. Liu, L. Ye, and C. Zou. An unsupervised user behavior prediction algorithm based on machine learning and neural network for smart home. IEEE Access, 6:49237-49247, 2018. (Дата обращения 06.11.2022).
10. W. Saunders, G. Sastry, A. Stuhlmüller, and O. Evans. Trial without error: Towards safe reinforcement learning via human intervention. arXiv preprint arXiv:1707.05173, 2017. (Дата обращения 08.11.2022).

*Оригинальность 77%*