



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала:

<http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 004.89

МЕТОД УПРАВЛЕНИЯ СВЕТОМ В УМНОМ ДОМЕ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Быков В. Э.

Филиал ФГБОУ ВО «Национальный исследовательский университет «МЭИ» в г. Смоленске, Россия, (214013, г. Смоленск, Энергетический проезд, 1), e-mail: gypnopinkie@yandex.ru.

В данной работе рассмотрен метод применения искусственной нейронной сети для управления переключателями света в умном доме. Описано влияние контекста на формирование поведенческих шаблонов пользователя, разработана топология ИНС с использованием GRU, описаны этапы разработки метода: выбор набора данных для обучения, выбор признаков, способ преобразования и нормализации данных подающихся на вход ИНС на этапе обучения. Произведена оценка разработанного метода на наборе данных CASAS HH102, а также сравнение с другими похожими методами управления приборами умного дома с использованием ИНС.

Ключевые слова: умный дом (УД), искусственные нейронные сети (ИНС), управление переключателями света, рекуррентные нейронные сети, GRU.

METHOD OF LIGHT CONTROL IN A SMART HOUSE BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Bykov V.Y.

Smolensk Branch of the National Research University "Moscow Power Engineering Institute", Smolensk, Russia (214013, Smolensk, Energetichesky proezd, 1), e-mail: gypnopinkie@yandex.ru

In this paper, we consider a method for using an artificial neural network to control light switches in a smart home. The influence of the context on the formation of user behavioral patterns is described, the ANN topology with the use of GRU is developed, the stages of method development are described: the choice of a data set for training, the choice of features, the method of preprocessing and normalizing the data submitted to the ANN input at the training stage. The developed method was evaluated on the CASAS HH102 data set, as well as compared with other similar methods of controlling smart home devices using ANN.

Keywords: smart home (SH), artificial neural networks (ANN), light switch control, recurrent neural networks, GRU.

Введение

Сегодня, умный дом становится все более и более распространенным способом автоматизации рутинных задач жителя. Однако необходимость вмешательства пользователя в настройку сценариев управления теми или иными исполнительными устройствами отталкивает некоторых людей от их использования. Таким образом встаёт задача разработки

такого метода управления умным домом, который бы мог адаптироваться под поведение пользователя и с достаточной точностью автоматически управлять приборами домашней автоматизации.

Отличительная способность такого метода – выявлять паттерны или поведенческие шаблоны жителя умного дома. На формирование шаблонов поведения влияет контекст, а значит он играет ключевую роль при принятии решения по управлению устройствами умного дома [1]. Контекст – любая информация, используемая для характеристики (описания) некоторой ситуации, произошедшей с некоторой сущностью. Сущностью может быть объект, место или человек [2, с. 8]. В случае задачи управления УД такой сущностью является сам УД или конкретное исполнительное устройство, а его контекстом может быть время, день недели, показания датчиков, информация о нахождении человека в комнате и т. д, рисунок 1.

Исходя из этого конечная формулировка задачи умного дома стоит следующим образом: необходимо разработать метод способный на основе собранной информации о контексте (дата, время, данные с датчиков) обучаться и приспосабливаться к поведению пользователя и на основе этого принимать решения об управлении средствами домашней автоматизации в целях обеспечения комфорта пользователя [3, 4].

Благодаря способности обобщения ИНС является очевидным выбором на место такого метода способного выявлять среди некоторого набора данных закономерности и на основе этого принимать решение об управлении без вовлечения пользователя в непосредственную настройку автоматизации приборов.

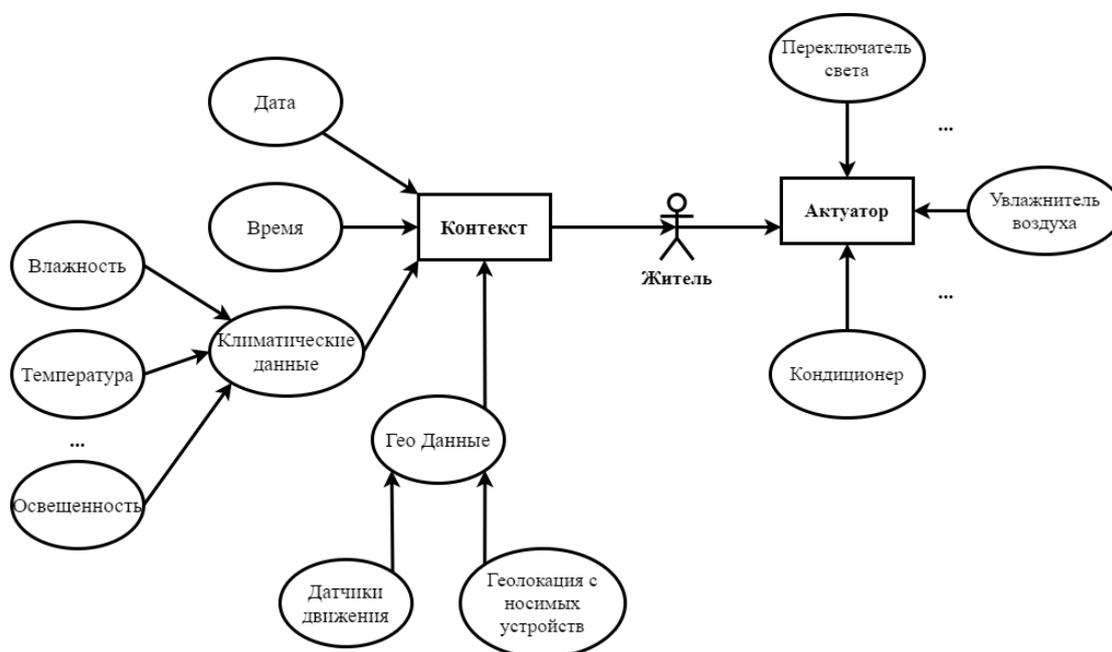


Рисунок 1 – Роль контекста в формировании шаблона поведения пользователя при использовании исполнительных устройств (актуаторов)

1. Метод использования искусственные нейронных сетей для управления элементами умного дома.

1.1. Общие сведения

Исходя из важной роли контекста в формировании решения об управлении исполняющим устройством умного дома, а также из уникальности того же контекста для каждого устройства, для каждой комнаты и специфичности поведения каждого отдельно взятого человека, было решено обучать ИНС для каждого целевого устройства. Также стоит уточнить, что в данной работе не рассматривается никакое взаимодействие между различными ИНС. Итого мы можем более конкретизировать то, что мы разрабатываем, а именно: способ управления умным домом на основе нескольких несвязных ИНС, формирующих управляющие воздействия на исполнительные устройства.

Теперь стоит уточнить топологию нашей сети. Как видно на рисунке 2, топология сети довольно простая, она состоит из нескольких последовательно соединенных между собой рекуррентных слоев, а именно GRU. Использование рекуррентной сети обусловлено необходимостью учитывать недавнюю историю контекста, что в свою очередь позволяет увеличить точность принимаемых решений. Выходной слой содержит линейную функцию активации, так как на выходе нам будет необходимо получить число из симметричного интервала $[-\tau \dots \tau]$. О данном интервале будет рассказано чуть позднее. Значение из данного интервала впоследствии мы интерпретируем в некий управляющий сигнал «ВКЛ\ВЫКЛ», так у переключателя света может находиться только именно в этих двух состояниях.

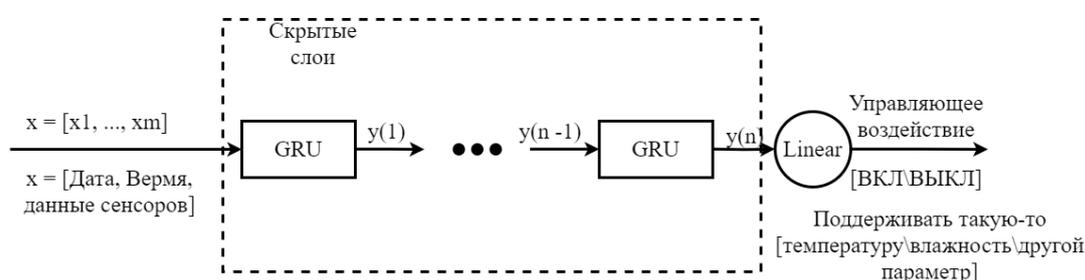


Рисунок 2 – Топология разрабатываемой ИНС, ориентированной на управление умным домом

1.2. Этапы разработки метода управления переключателями света на основе искусственной нейронной сети.

Предлагаемый в данной работе способ можно разработать, соблюдая следующие этапы:

1. Получение данных для обучения и выбор признаков.
2. Подготовка и нормализация данных.
3. Выбор параметров ИНС.
4. Обучение и оценка работы ИНС.

Этап 1. Получение данных для обучения и выбор признаков

На этапе эксплуатации разрабатываемого метода предполагается что ИНС будет использовать данные, полученные с датчиков умного дома. Но так как самому собрать необходимый объем данных весьма долго и затратно, то мы будем использовать готовый

набор данных. Так как в рамках данной статьи оценка работы нашего метода будет происходить на конкретном наборе данных, то стоит сразу о нем упомянуть.

Большинство найденных в сети наборов данных из умного дома направлены на распознавания деятельности пользователя, из-за чего лишь малое их количество содержит информацию об использовании объекта исследования (переключатели света). Однако наборы данных CASAS всё же предоставляют нам необходимую информацию. Мы будем использовать набор данных CASAS HH102, основанный на данных, полученных из умного дома с планировкой, изображенной на рисунке 3.

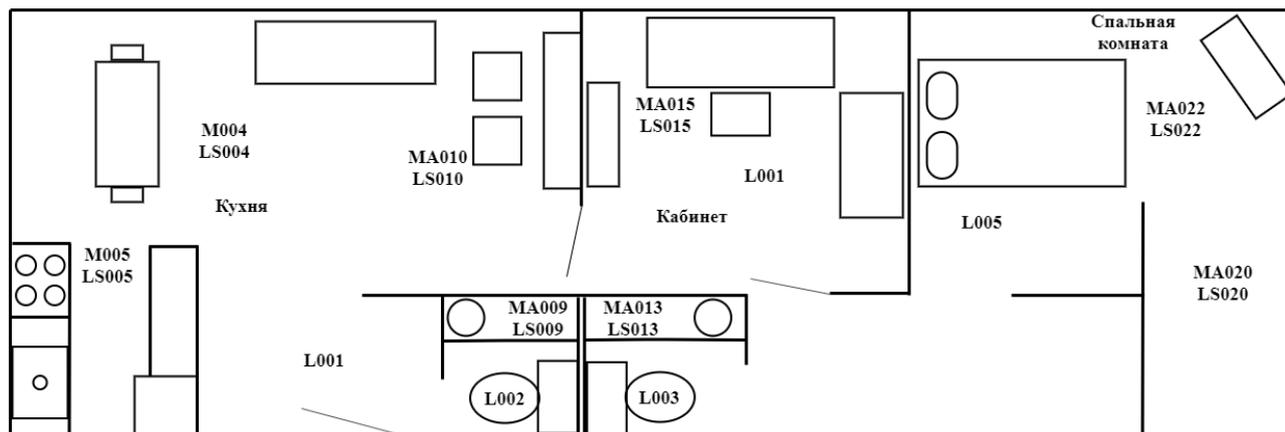


Рисунок 3 – Планировка УД представленного в наборе данных hh102

Датасет содержит информацию о данных разных типов датчиков, но в случае выбранного целевого устройства нам необходимы лишь данные из следующих сенсоров:

- датчики освещения (LS);
- датчики движения (M/MA);
- состояния переключателей света (L).

Помимо данных, полученных от сенсоров, в качестве входных признаков используются также время (в минутах) и день недели.

Объясним выбор входных признаков. День недели и текущее время в минутах напрямую влияют на принятие решения о включении или выключении света так как пользователь УД может регулярно не появляться дома, например, по причине работы в будние дни с утра до вечера, и очевидно, что в это время недопустимо использование света ради экономии средств. Данные датчика освещенности нужны, потому что пользователь может не включить свет в доме так как в комнате может быть достаточно дневного света. Данные датчика движения необходимы, потому что для экономии электроэнергии включение света производится в случае, если есть человек в комнате.

Этап 2. Подготовка и нормализация данных

Для того чтобы понять как пред обработать данные посмотрим на них в «сыром» виде, рисунок 4. Как видно из рисунка, информация о включении и выключении предоставлена по мере использования прибора. Примерно в таком виде будут храниться данные и при использовании системы автоматизации умного дома для того, чтобы не занимать дисковое пространство. Так как нам необходимо вовремя включить прибор нам нужно либо обучать сеть предсказывать время включения или использовать ИНС по таймеру с некоторой

периодичностью. Второй вариант является предпочтительным, так как ошибка при выдаче сетью и времени, и управляющего воздействия значительно выше, будет значительно выше, чем у метода, предсказывающего только лишь состояние прибора.

2011-06-15	06:57:40.025954	BATV010	9560
2011-06-15	06:57:40.05425	MA010	OFF
2011-06-15	06:57:40.143462	MA013	ON
2011-06-15	06:57:42.005975	L007	ON
2011-06-15	06:57:42.115917	LS013	28
2011-06-15	06:57:46.408918	LS013	29
2011-06-15	06:57:46.469403	MA013	OFF
2011-06-15	06:57:47.372764	LS013	30
2011-06-15	06:57:47.408146	MA013	ON
2011-06-15	06:57:51.496204	MA013	OFF
2011-06-15	06:57:52.259965	MA013	ON
2011-06-15	06:57:58.975659	LS013	29
2011-06-15	06:57:58.998033	MA013	OFF
2011-06-15	06:58:05.586509	MA013	ON
2011-06-15	06:58:08.405298	MA013	OFF
2011-06-15	06:58:41.972865	MA013	ON
2011-06-15	06:58:43.070007	MA013	OFF
2011-06-15	06:58:44.007966	MA013	ON
2011-06-15	06:58:45.150597	MA013	OFF

Рисунок 4 – Часть данных из датасета CASAS

Исходя из вышесказанного делаем вывод, что необходимо применить ресемплинг данных, то есть привести частоту данных с датчиков к некоторой постоянной частоте, например раз в минуту. Ресемплинг производится по каждому датчику с заполнением недостающих данных путём копирования значения последнего срабатывания датчика в течение последнего минутного интервала. Однако для данных из датчика движения заполнение происходит несколько иначе: берутся данные за минутный промежуток, сохраняется последнее состояние датчика, а во временную ячейку текущей минуты записывается «ON», если есть хотя бы одно срабатывание датчика, иначе «OFF»; ежели за минуту ничего не произошло то записывается последнее сохраненное значение. Отдельный подход в подготовке данных для датчика движения делается исходя из физических ограничений в виде радиуса срабатывания, так как человек может отойти на шаг от датчика и быть при этом в комнате.

Теперь преобразуем значения целевого выходного значения. Сначала преобразуем значение состояния прибора в пару значений {состояние прибора (s); время последнего изменения состояния (t)}. Значение t увеличивается на 1 временную единицу (в данной работе отсчёт между двумя наблюдениями после ресемплинга равен 1 минуте) до тех пор, пока состояние прибора не изменится, и после этого снова обращается в 0 и заново инкрементируется до следующего переключения. Затем пара значение преобразуется в одно по формуле.

$$f(s, t) = \begin{cases} (\tau - t) * (2s - 1), & \text{при } (\tau - t) \geq 0 \\ 0, & \text{при } (\tau - t) < 0 \end{cases} \quad (1),$$

где τ – целое число, означающее в каком промежутке времени мы рассматриваем изменение состояния прибора. В результате данного преобразования мы получаем целое число, варьирующееся в диапазоне $[-\tau \dots \tau]$, где отрицательное значение τ означает что прибор только выключили, а положительное что только включили. Такой способ преобразования позволяет достичь высокой точности предсказания из-за того, что оставление прибора включенным или выключенным на достаточно большом промежутке времени не будет оказывать влияния на детектирование сетью паттернов использования исполнительного прибора [5].

Затем преобразуем наши данные в виде двумерной матрицы формата (количество данных, признаки), в трёхмерную матрицу вида (количество данных, последовательность данных, признаки). Это необходимо из-за использования нами рекуррентной сети GRU, так как она оперирует последовательностями данных.

Завершим этап нормализацией данных. Мы будем использовать минмаксную нормализацию данных, формула 2 [6]. То есть значение каждого признака теперь будет варьироваться в диапазоне $[-1 \dots 1]$.

$$X_{norm} = a + \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} (b - a) \quad (2),$$

где $a, b \in [a, b]$, в нашем случае $a = -1, b = 1$.

Этап 3. Выбор параметров ИНС

Исходя из выбранной топологии нашей сети нам необходимо эмпирическим путём выбрать несколько параметров:

- Длина последовательности (70).
- Количество эпох обучения (100).
- Количество скрытых слоев и нейронов в них (2, формула 3).
- Выбор функции активации выходного слоя сети (линейная).

В скобках написаны оптимальные значения уже подобранных параметров. Для того чтобы не загромождать данную статью множеством сравнительных таблиц, по которым мы отобрали оптимальные параметры, мы просто объясним их смысловое значение.

Длина последовательности данных. Как было упомянуто ранее рекуррентная нейронная сеть работает с последовательностями данных, поэтому на вход подаются данные вида $x = [x(t - n), x(t - n + 1), \dots x(t)]$. Необходимо подобрать такое n , чтобы вычислительные затраты на обучение и использование сети не были высоки, но при этом сеть могла найти паттерны между входными признаками и откликом.

Количество эпох – это число показывающее количество проходов целого набора данных через сеть. Чем больше значение данного параметра, тем точнее сеть скорректирует весовые коэффициенты, а значит на выходе сети результат будет точнее. Однако слишком большое число эпох не стоит брать из-за проблемы переобучения, а также дополнительных вычислительных затрат.

Количество скрытых слоев и нейронов в них. Это очередной параметр, который мы пытаемся найти подобрать таким образом, чтобы сеть достигала достаточной точности и при этом не сталкивалась с проблемой переобучения и больших вычислительных затрат. Количество нейронов в скрытом слое, однако можно подобрать в районе некоторого числа N , полученного по формуле 3 [7].

$$N = \frac{2}{3}(N_o + N_i) \quad (3)$$

где N_o и N_i количество нейронов в выходном и входном слоях соответственно.

Линейная функция активация была выбрана из-за того [8, с. 144], что мы на выходе ожидаем увидеть число, варьирующееся в диапазоне $[-\tau \dots \tau]$.

Так как использование ИНС в задаче управления приборами УД может привести к нежелательным ложным срабатываниям нам необходимо придумать способ их уменьшения. В нашем методе на выходе ИНС мы получаем число в интервале $[-\tau \dots \tau]$, а в нормализованном виде $[-1 \dots 1]$. В некотором смысле чем ближе полученное число к какому-либо концу интервала, тем с большей уверенностью мы можем заявлять о том, что именно в данный момент времени произошло включение прибора. Поэтому можно подобрать такой интервал $[-1 \dots mt] \cup [pt \dots 1]$, значения внутри которого мы можем с большой долей уверенности интерпретировать как выключение\включение прибора. В ходе экспериментов было выявлено, что в нашем случае (ИНС обученная на наборе данных hh102) оптимальный интервал $[-1 \dots -0,5) \cup (0,8 \dots 1]$.

Этап 4. Обучение и оценка работы ИНС.

На рисунке 5 мы можем увидеть уменьшение ошибки (MAE) при увеличении количества эпох. При проходе через сеть валидационной выборки мы видим что ошибка также уменьшается так что речь о переобучении сети не стоит.

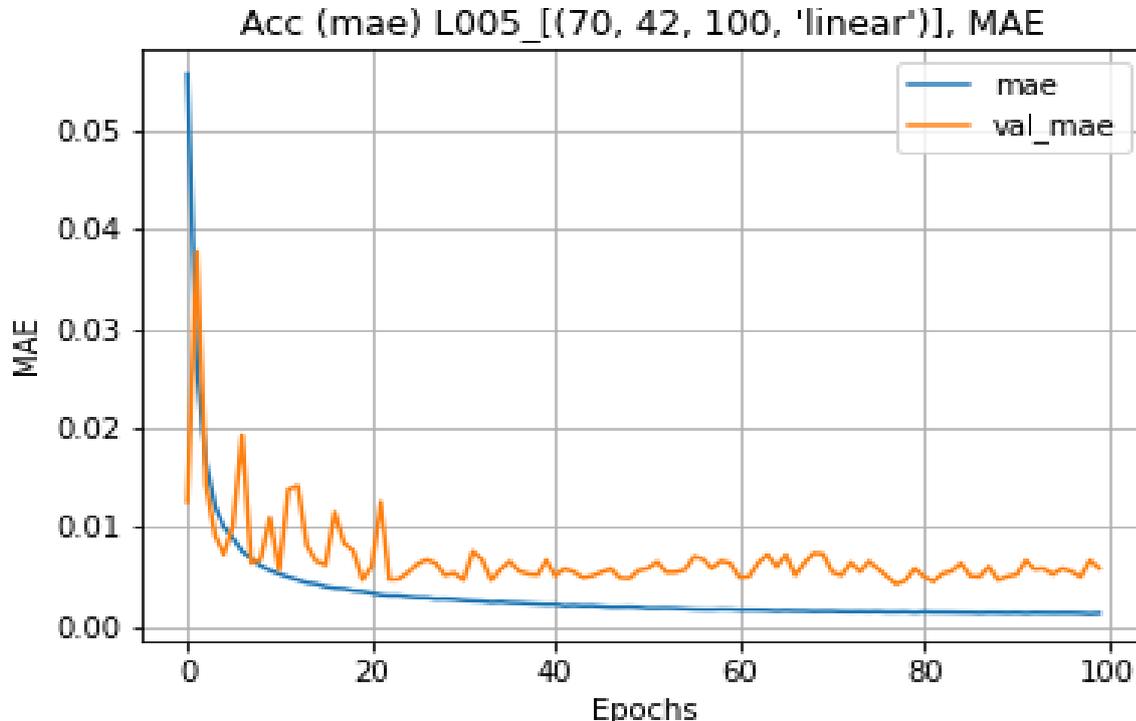


Рисунок 5 – Ошибка MAE при обучении сети

Как было упомянуто ранее оценку работы нашего метода управления переключателями света в умном доме мы будем проводить на основе набора данных CASAS HH102. Проверка будет производиться на данных одного и трёх месяцев (каждая такая выборка будет разбита на обучающую выборку (72%) и контрольную выборку (28%)). Результаты эксперимента

продемонстрированы в таблице 1. FP – ложное включение прибора, FN – ложное выключение прибора. Critical error – ложное включение прибора произошедшее в том часу в котором на самом деле включения не было (FP включает в себя ложные включения произошедшие всего лишь на 1-3 минуты раньше нужного, поэтому введена отдельная метрика чтобы отличать грубые ошибки).

Таблица 1 – Точность выдачи правильных управляющих воздействий для комнат из набора данных hh102

Имя	FP\FN	Critical error	Error	Примечание
Обучение на данных 1 месяца (72% (~23 дней.) обуч.\28% (~10 дней.) контр. выборки)				
L002	7\0	0	2,43%	
L003	27\9	0	2,27%	
L004	1\0	0	0,72%	
L005	1\0	0	1,90%	
Обучение на данных 3 месяцев (72% (~2 мес.) обуч.\28% (~1 мес.) контр. выборки)				
L002	12\1	0	3,20%	
L003	20\5	0	1,65%	
L004	7\2	0	4,01%	
L005	2\0	0	3,57%	

Исходя из первой таблицы у нас не произошло критических ошибок ни для одного переключателя света, что означает что все ложные включения лишь ранние включения приборов, произведенные на 1–3 минуты раньше положенного.

Проведем другой эксперимент. Возьмём данные от 01-07-2011 до 30-09-2011 в качестве обучающей выборки. Для тестовой выборки будет взят отрезок 01-01-2013 до 30-03-2013. Как можно заметить обучается сеть на летних данных, а проверяется на зимних. Это было сделано из-за того, что поведение человека летом и зимой может сильно отличаться, что хорошо нам подходит для проверки нашего метода управления УД.

Таблица 2 – Оценка выдачи правильных управляющих воздействий за период (01-01-2013 до 30-03-2013) ИНС, обученной на данных hh102 от (01-07-2011 до 30-09-2011)

Имя	FP\FN	Critical error	Error	Примечание
L002	90\5	2	2,96%	
L003	209\57	4	2,02%	Для данного датчика много записей в наборе данных, поэтому у него большое FP\FN
L004	85\26	3	3,18%	
L005	7\6	0	3,96%	

2. Сравнение точности нашего метода управления прибором УД с другими похожими методами

Использование ИНС для управления умным домом крайне непопулярная тема для исследований и поэтому мы будем производить сравнение всего лишь с двумя работами. Работа [5] использовала для управления УД многослойный перцептрон. Для оценки своего

метода автор использовал данные за 3 месяца одного переключателя света, поэтому оценка точности довольно слабая, но всё же она есть.

Во второй работе [9] также использовалась искусственная нейронная сеть. В данной работе использовались две нейронные сети для прогнозирования следующей активности и времени ее возникновения. Так как эта ИНС использовалась для прогнозирования, к тому же на уровне всего умного дома, а не конкретного умного устройства как в нашем случае, то точность такой сети оставляет желать лучшего. Однако в данной главе следует привести эту работу чтобы показать, насколько лучше использовать 1 нейронную сеть, обученную под управление конкретного устройства нежели пытаться предугадать следующее действие человека в пределах одного дома. Для оценки точности данная работа использовала датасеты hh102, hh104 и hh110, поэтому и оценка нашего метода будет получена на тех же данных (средняя от каждой комнат).

Таблица 3 – Сравнение точности нашего метода с другими методами управления умным домом

Метод	Точность
GRU (наш метод)	96,97%
MP [5]	96,25%
LSTM [9]	35,20%

Список литературы

1. Bourobou S.T.M., Yoo Y. User Activity Recognition in Smart Homes Using Pattern Clustering Applied to Temporal ANN Algorithm. // MDPI. Sensors. – 2015.
2. Julien Cumin. Recognizing and predicting activities in smart homes. Human-Computer Interaction // Université Grenoble Alpes, 2018. С. 158.
3. Li K.F. Smart home technology for telemedicine and emergency management. // J. Ambient Intell. Humaniz. Comput. – 2013.
4. Reaz M.B.I. Artificial Intelligence Techniques for Advanced Smart Home Implementation. Acta Tech. Corviniensis – Bulletin of Engineering. Tome 6. Eng. – 2013.
5. Carlos Machado, José A. Mendes.: Automatic Light Control in Domotics using Artificial Neural Networks. // 2008 World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Electronics and Communication Engineering Vol:2, No:8, 2008.
6. Jayalakshmi T., Santhakumaran A. Statistical normalization and back propagation for classification // International Journal of Computer Theory and Engineering. – 2011. – Т. 3. – №. 1. – С. 1793-8201.
7. Swingler, K.: Applying Neural Networks: A Practical Guide. Morgan Kaufmann // San Francisco. 1996.
8. Глубокое обучение на Python. / Шолле Франсуа. — СПб.: Питер, 2018. — 400 с.
9. Niek Tax. Human Activity Prediction in Smart Home Environments with LSTM Neural Networks. // 2018 International Conference on Intelligent Environments. 2018.

References

1. Bourobou S.T.M., Yoo Y. User Activity Recognition in Smart Homes Using Pattern Clustering Applied to Temporal ANN Algorithm. // MDPI. Sensors. – 2015.

2. Julien Cumin. Recognizing and predicting activities in smart homes. *Human-Computer Interaction* // Université Grenoble Alpes, 2018. P. 158.
 3. Li K.F. Smart home technology for telemedicine and emergency management. // *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.* – 2013.
 4. Reaz M.B.I. Artificial Intelligence Techniques for Advanced Smart Home Implementation. *Acta Tech. Corviniensis – Bulletin of Engineering*. Tome 6. Eng. – 2013.
 5. Carlos Machado, José A. Mendes.: Automatic Light Control in Domotics using Artificial Neural Networks. // 2008 World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Electronics and Communication Engineering Vol:2, No:8, 2008.
 6. Jayalakshmi T., Santhakumaran A. Statistical normalization and back propagation for classification // *International Journal of Computer Theory and Engineering*. – 2011. – Т. 3. – №. 1. – pp. 1793-8201.
 7. Swingler, K.: *Applying Neural Networks: A Practical Guide*. Morgan Kaufmann // San Francisco. 1996.
 8. *Deep Learning with Python*. / Francois Chollet. — SPb.: Piter, 2018. — p. 400.
 9. Niek Tax. Human Activity Prediction in Smart Home Environments with LSTM Neural Networks. // 2018 International Conference on Intelligent Environments. 2018.
-