УДК 004.85:681.5

Применение машинного обучения для предсказания изменений в конфигурации систем умного дома на основе анализа пользовательского поведения

Малов Иван Андреевич

Мурашов Михаил Владимирович (*научный руководитель*)

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Сформулирована задача прогнозирования изменений в конфигурации систем умного дома с использованием алгоритмов машинного обучения на основе анализа пользовательского поведения. Предложена модель данных, учитывающая динамику пользовательских действий, и описаны критерии оценки эффективности используемых моделей. Проведено сравнение различных алгоритмов классификации и кластеризации, оценено влияние параметров моделей на качество предсказаний. Предложена гипотеза о выделении закономерностей в пользовательском поведении.

***Ключевые слова*:** *умный дом, машинное обучение, анализ поведения пользователя, автоматизация, прогнозирование, персонализация*

Введение. Несмотря на развитие технологий, остаются ключевые проблемы в сфере умных домов, которые ограничивают эффективность этих систем: персонализация сценариев, адаптация к изменениям, управление сложными сценариями и обнаружение аномалий [1].

Важно не только реагировать на текущие действия пользователя, но и предвосхищать будущие потребности, что позволит системе стать проактивной и удобной в использовании. Для этого применяются алгоритмы машинного обучения, которые анализируют данные о взаимодействии пользователей с системой и выявляют скрытые закономерности.

Для выполнения поставленных задач используются алгоритмы машинного обучения. Они анализируют данные о взаимодействии человека с умным домом и находят скрытые закономерности поведения.

Моделирование пользовательского поведения. Для построения таких моделей важно правильно подготовить данные. Структура данных включает параметры состояния системы (например, температуру, уровень освещения) и информацию о том, как пользователь меняет эти параметры.

При моделировании данных взаимодействий человека с системой умного дома важно учитывать интересы пользователей [2, 3]. Это подчеркивает значимость анализа поведения пользователей на этапе разработки системы и необходимость учета их индивидуальных особенностей при создании адаптивных решений. Поэтому предложено выделить три основных типа пользователей, отличающихся характером взаимодействия с системой. Как показано на рис. 1, консервативные пользователи предпочитают одни и те же настройки, редко их меняют. Для них важна стабильность и простота.

Хаотичные пользователи часто экспериментируют с настройками, не следуют четким шаблонам (рис. 2). Для таких пользователей требуется гибкая система, способная быстро реагировать на изменения.

Сбалансированные пользователи выбирают компромисс между стабильностью и изменениями (рис. 3). Они используют настройки, основанные на своих предпочтениях, но не меняют их слишком часто.

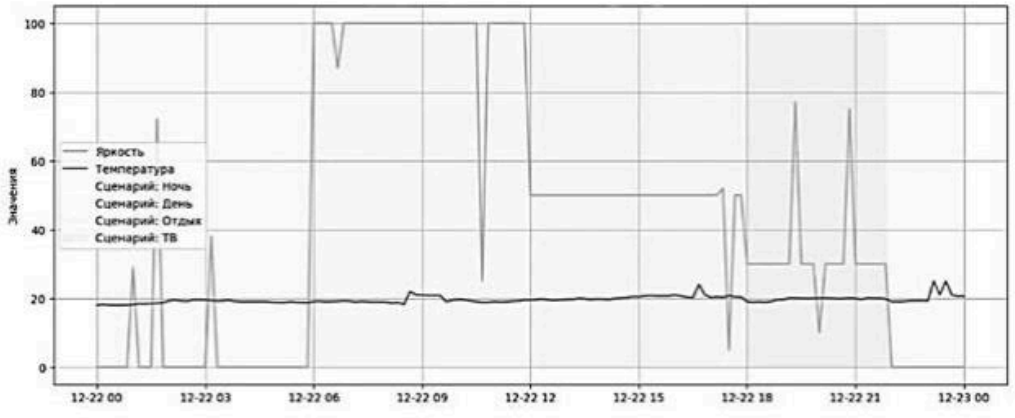


Рис. 1. Моделирование поведения консервативного пользователя

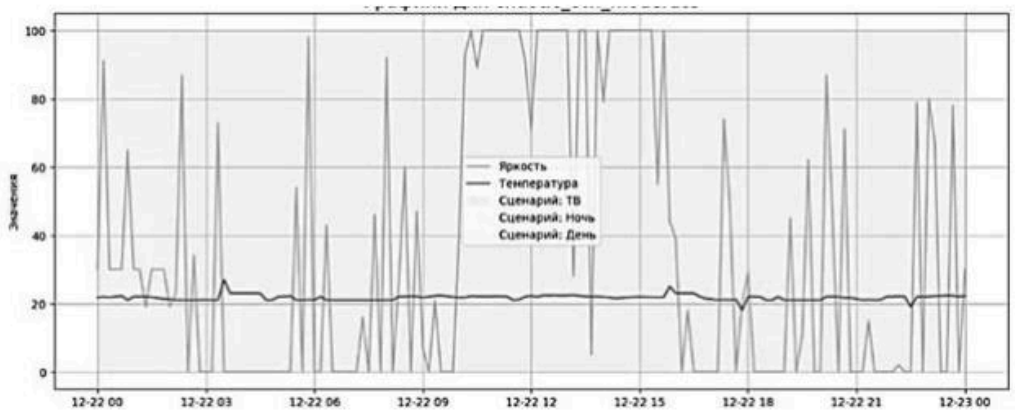


Рис. 2. Моделирование поведения хаотичного пользователя

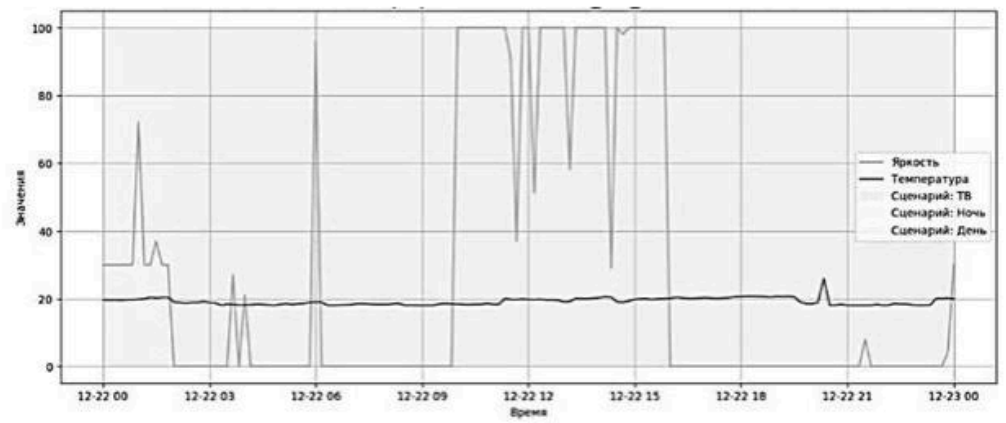


Рис. 3. Моделирование поведения сбалансированного пользователя

Оценка эффективности алгоритмов машинного обучения. Для анализа данных о параметрах умного дома (температура, освещение и другие) были протестированы алгоритмы кластеризации: DBSCAN и K-Means. Также для обнаружения аномалий применялись методы: One-Class SVM, Elliptic Envelope, LOF (Local Outlier Factor) и Autoencoder.

Для анализа эффективности алгоритмов использовались основные метрики оценки классификации: Precision, Recall и F1-score [4, 5].

Для более полной характеристики баланса между точностью и полнотой применялась метрика F1-score, которая рассчитывается как гармоническое среднее этих показателей [4].

Исходя из рис. 4, по результатам тестирования DBSCAN выделился на фоне других наиболее точными показателями.

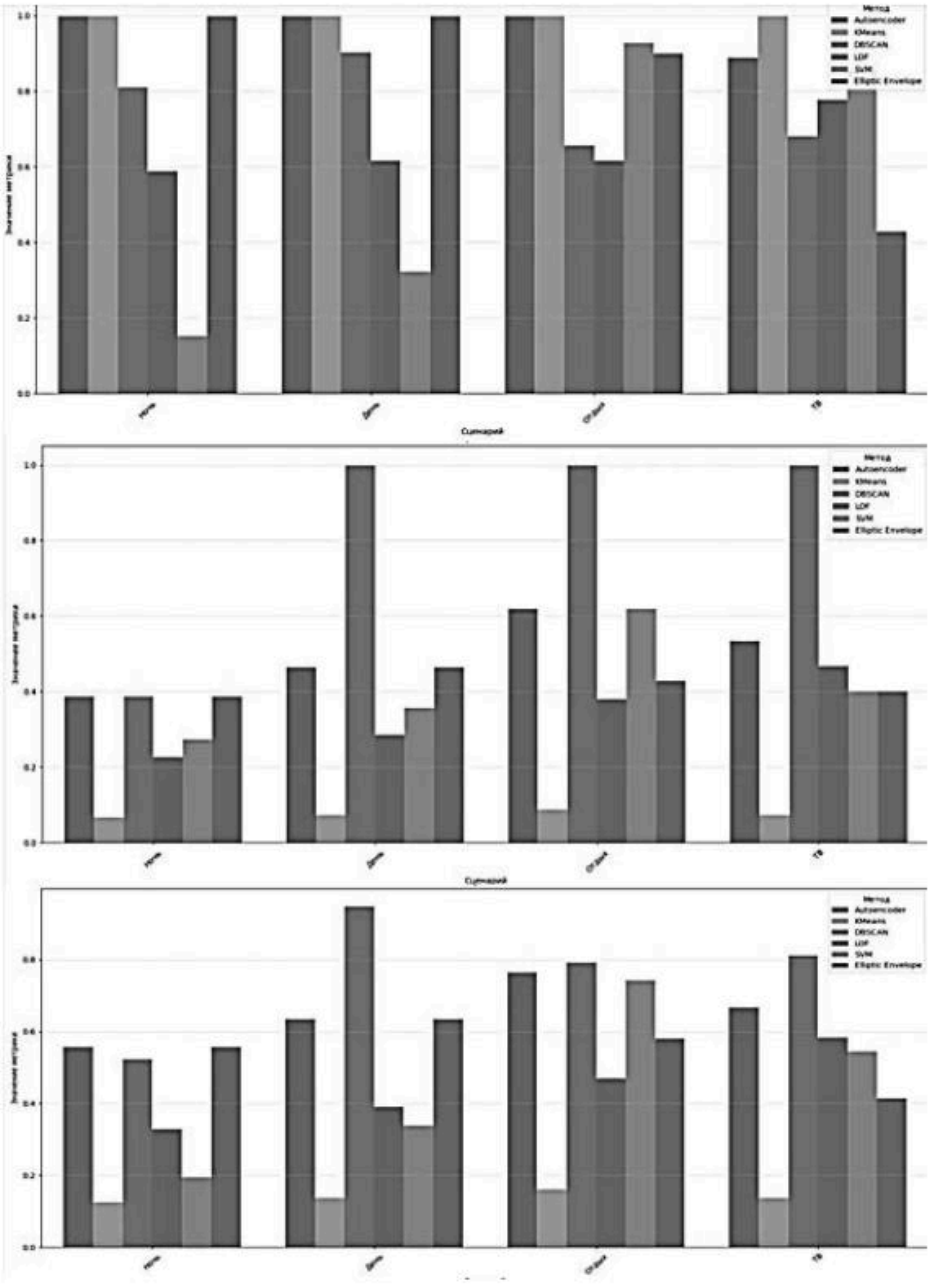


Рис. 4. Сравнение эффективности алгоритмов

Разработка механизма обнаружения систематических изменений. При регулярном снижении уровня освещения с 100 до 60 % (рис. 5), DBSCAN начал считать первоначальное значение (100 %) аномальным, а новое значение (60 %) — стандартным (рис. 6). На основе этого был сделан вывод: если ранее обычное значение становится аномалией, то это может сигнализировать о необходимости адаптации сценария. Эта гипотеза подтвердилась — пользователи начали чаще использовать новое значение, и система смогла его распознать.

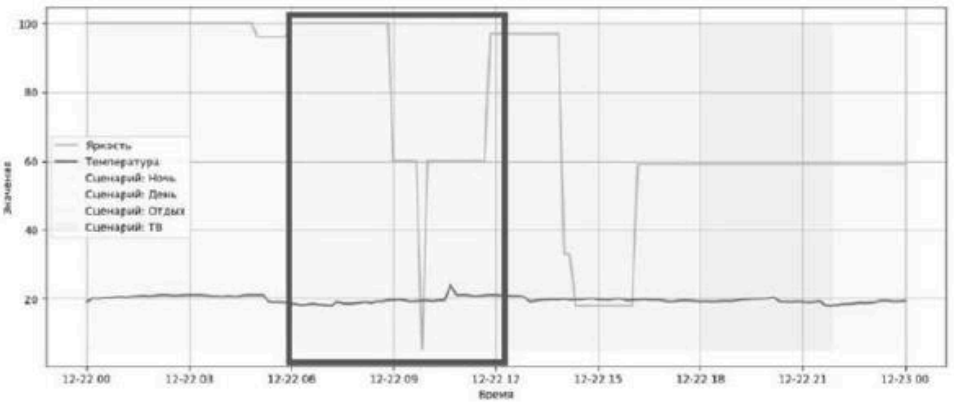


Рис. 5. Ввод систематического изменения

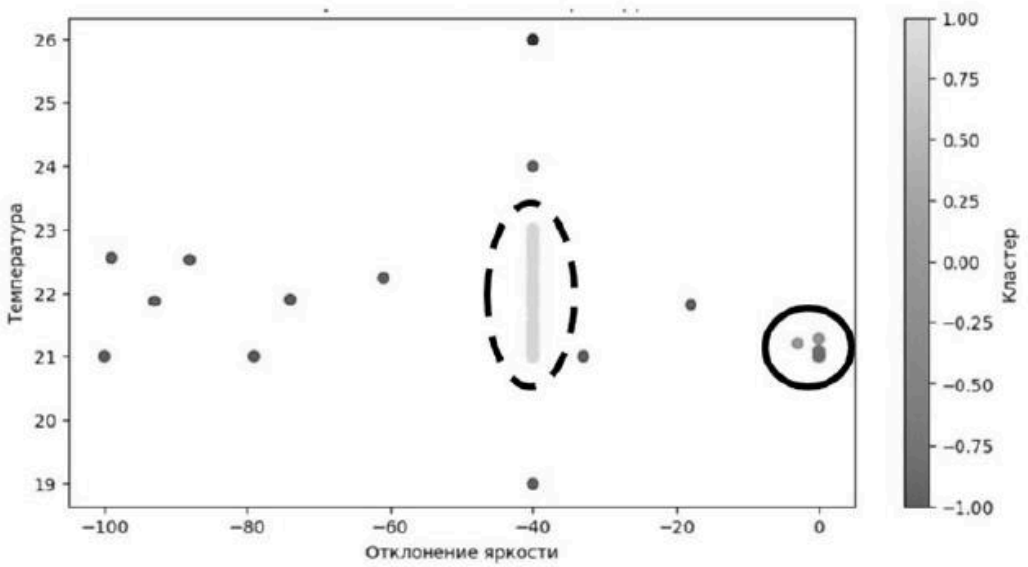


Рис. 6. Появление нового кластера:
сплошная линия — первоначальный кластер; пунктирная — новый кластер

DBSCAN хорошо справляется с задачей обнаружения изменений в поведении. На основе этих данных была разработана рекомендательная система: при переходе значения в кластер аномалий система предлагает добавить новое значение в базовое. После подтверждения пользователем оно становится стандартным, и процесс повторяется при новых отклонениях.

Заключение. В ходе исследования были изучены методы построения адаптивных систем умного дома на основе анализа пользовательского поведения с применением машинного обучения. Выявлены ключевые проблемы, для их решения предложено использовать модели машинного обучения, обучаемые на данных о взаимодействии пользователей с системой, с учетом типов поведения: консервативные, хаотичные и сбалансированные. Наиболее эффективным алгоритмом стал DBSCAN, способный распознавать систематические изменения в параметрах и предлагать автоматическую адаптацию настроек. Разработан механизм, сочетающий выявление аномалий с рекомендательной системой, что позволяет создавать более интеллектуальные и проактивные системы, способные подстраиваться под реальные потребности пользователей без ручной настройки.

Литература

[1] Rey-Jouanchicot J. Adaptation in Smart Home Automation Systems: A systematic review of decision-making and interaction. Pervasive and Mobile Computing, 2025, vol. 31, 8 p.

[2] Cagiltay K., Ozan B., Kilic M. User-Centered Design and Development. User Experience Design for Everyday Technologies: Approaches, Insights, and Applications. Hershey, IGI Global, 2016, pp. 1–19.

[3] Alam M.R. A Review of Smart Homes — Past, Present, and Future. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2012, vol. 42, pp. 1190–1203.

[4] Peretz O., Koren M., Koren O. Naive Bayes Enrichment Method (NBEM): Enhancing classification performance through automated feature selection and weighted combination. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, vol. 130, art. no. 108972.

[5] Saurabh H. Time to retire F1-binary score for action unit detection. Pattern Recognition Letters, 2024, vol. 177, pp. 58–63.

Application of machine learning for predicting changes in smart home system configurations based on user behavior analysis

Malov Ivan Andreevich

Murashov Mikhail Vladimirovich (*scientific advisor*)

BMSTU, Moscow, Russia

The task of predicting changes in smart home system configurations using machine learning algorithms based on user behavior analysis has been formulated. A data model that accounts for the dynamics of user actions has been proposed, along with criteria for evaluating the performance of the models used. A comparison of various classification and clustering algorithms has been conducted, and the impact of model parameters on prediction accuracy has been assessed. A hypothesis has been proposed regarding the identification of patterns in user behavior.

Keywords: smart home, machine learning, user behavior analysis, automation, predictive modeling, personalization