

СИСТЕМА С ОБРАТНОЙ СВЯЗЬЮ ДЛЯ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ ЧЕЛОВЕКА ПО ЕГО МАНЕРЕ РАБОТЫ НА КЛАВИАТУРЕ

Ма Д.¹, аспирантка, ✉ antingma65@gmail.com, orcid.org/0009-0004-2021-5145
Шичкина Ю. А.¹, доктор техн. наук, доцент, профессор, strange.y@mail.ru,
orcid.org/0000-0001-7140-1686

¹ Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ»
им. В. И. Ульянова (Ленина), ул. Профессора Попова, 5, корп. 3, 197022, Санкт-Петербург, Россия

Аннотация

В данной работе предложена модель оценки эмоционального состояния человека, основанная на данных о его взаимодействии с компьютерной клавиатурой. Модель интегрирует механизм обратной связи, что значительно повышает точность прогнозирования эмоциональных состояний человека. Путем системного анализа динамики изменения параметров использования клавиатуры пользователем и наблюдения за индивидуальными факторами окружающей среды, предлагаемый подход позволяет не только предсказывать состояние пользователя клавиатуры, но и адаптируется к изменениям в его поведении. Результаты тестирования модели с помощью специально разработанного программного обеспечения подтвердили ее эффективность. Системы на основе моделей с обратной связью позволяют улучшить взаимодействие человека с интеллектуальными системами, способствуют развитию интеллектуальных систем и человека. Полученные результаты подтверждают необходимость и направление для улучшения человеко-машинного интерфейса и являются основой для будущей их интеграции в более сложные системы оценки психофизиологического состояния человека.

Ключевые слова: обратная связь, машинное обучение, человеко-машинный интерфейс, оценка эмоционального состояния человека, компьютерная клавиатура.

Цитирование: Ма Д., Шичкина Ю. А. Система с обратной связью для оценки состояния человека по его манере работы на клавиатуре // Компьютерные инструменты в образовании. 2024. № 3. С. 66–78. [doi:10.32603/2071-2340-2024-3-66-78](https://doi.org/10.32603/2071-2340-2024-3-66-78)

1. ВВЕДЕНИЕ

С быстрым развитием технологий взаимодействия человека и компьютера точная оценка эмоционального состояния пользователя с помощью неинвазивных методов стала важной исследовательской задачей. Оценка эмоционального состояния имеет большое значение в таких областях, как мониторинг психического здоровья, оптимизация пользовательского опыта и интеллектуальное взаимодействие человека и компьютера. Например, в области психического здоровья мониторинг эмоционального

состояния пользователя в реальном времени может помочь выявить и предотвратить психологические проблемы [1]. В области человеко-машинного интерфейса понимание эмоционального состояния пользователя может помочь разработать более привлекательные и персонализированные пользовательские интерфейсы [2]. Кроме того, в рабочей среде оценка эмоционального состояния может помочь повысить эффективность и удовлетворенность сотрудников, уменьшить стресс и профессиональное выгорание [3].

Существующие методы оценки эмоционального состояния в основном сосредоточены на оценке с помощью мимики, голоса и физиологических сигналов. Например, система кодирования мимики (FACS), предложенная Экманом и Фризенем, широко используется для распознавания эмоций [4]. Однако эти методы имеют определенные ограничения. Во-первых, мимика и голосовые сигналы очень чувствительны к освещению и шуму, что делает их подверженными внешним помехам [5]. Во-вторых, эти методы обычно требуют использования камер и микрофонов, что может вызвать у пользователей опасения по поводу конфиденциальности [6]. Кроме того, сбор физиологических сигналов обычно требует ношения датчиков, что может вызвать дискомфорт у пользователей [7].

В последние годы методы оценки эмоционального состояния на основе поведенческих данных (например, ввода с клавиатуры и использования мыши) привлекают все больше внимания. Исследования показывают, что существует значительная корреляция между паттернами ввода с клавиатуры и эмоциональным состоянием пользователя. Например, Эпп и др. успешно распознали эмоциональное состояние пользователя, анализируя скорость набора текста, силу нажатия клавиш и частоту ошибок [8]. Их исследования показали, что при различных эмоциональных состояниях скорость набора текста и сила нажатия клавиш значительно изменяются. Например, пользователи в состоянии тревоги обычно демонстрируют более высокую скорость набора текста и большую силу нажатия клавиш, тогда как пользователи в состоянии расслабления демонстрируют противоположные характеристики [8].

Исследования Ханни и Сасикумара дополнительно подтвердили, что анализ временных интервалов между нажатиями клавиш и продолжительностью нажатий позволяет различать различные эмоциональные состояния пользователей. Их исследования показали, что у пользователей в состоянии гнева обычно более короткие временные интервалы между нажатиями клавиш и более длительные нажатия, тогда как для пользователей в состоянии печали свойственны противоположные характеристики [9]. Кроме того, они обнаружили, что исследование и анализ совместно нескольких характеристик процесса ввода данных с клавиатуры значительно повышает точность распознавания эмоционального состояния.

Исследования Фэрклоу показали, что сбор данных на основе манеры пользователя использовать клавиатуру имеет преимущества неинвазивности измерения параметров состояния человека и низкой стоимости. Такой сбор данных также проходит незаметно для пользователя и не нарушает его нормальной работы. Он подчеркнул, что сбор данных о работе пользователя с клавиатурой не требует дополнительного оборудования. Достаточно установить соответствующее программное обеспечение на компьютер пользователя. Это делает методы оценки эмоционального состояния на основе поведения при вводе с клавиатуры очень перспективными для практического применения [10].

Более того, российские исследователи расширили область применения анализа клавиатурного почерка, выходя за рамки простой идентификации пользователей и оценки эмоционального состояния. Авторы [11] предложили методологию кластерного анализа пользователей информационных систем на основе характерных особенностей их клави-

атурного почерка. Их исследование не только представило способ группировки пользователей по схожим паттернам ввода, но и заложило основу для оценки типов личности пользователей. Авторы подчеркивают, что анализ клавиатурного почерка предоставляет возможность непрерывного скрытого мониторинга состояния пользователя с использованием стандартных средств ввода информации, что открывает новые перспективы в области психологической информатики [11].

Несмотря на многочисленные преимущества методов оценки эмоционального состояния человека на основе информации о его манере использования клавиатуры, существующие исследования имеют недостатки в адаптивности и персонализации моделей. Большинство моделей являются статическими и не могут адаптироваться к изменениям в поведении пользователя. Например, модель Эппа и др. хотя и способна распознавать эмоциональное состояние, но не имеет механизма динамической настройки и не может адаптироваться к изменениям эмоционального состояния пользователя [8]. Эти модели не имеют эффективного механизма обратной связи для повышения точности прогнозирования модели. Исследования [9] хотя и могут распознавать различные эмоциональные состояния, но в практическом применении точность и надежность модели все еще нуждаются в улучшении [9].

Таким образом, разработка модели оценки эмоционального состояния человека, способной к адаптивной настройке и интеграции механизма обратной связи, имеет большое значение. Настоящее исследование направлено на разработку модели оценки эмоционального состояния человека на основе данных о его взаимодействии с клавиатурой и данных о состоянии окружающей среды, а также на повышение точности прогнозирования и адаптивности модели с помощью механизма обратной связи. Основными задачами исследования были:

1. Сбор и анализ данных о вводе с клавиатуры и данных о состоянии окружающей среды, определение значимых параметров, связанных с эмоциональным состоянием человека.
2. Создание модели оценки эмоционального состояния человека на основе машинного обучения и встраивание в нее механизма обратной связи.
3. Разработка системы оценки состояния человека на основе созданной модели и анализ эффективности и адаптивности модели к изменениям состояния человека.

2. МЕТОДЫ И РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ

2.1. Разработка системы сбора данных и предварительная обработка

Целью данного исследования являлась разработка эффективной системы мониторинга эмоционального состояния человека. Для достижения этой цели была разработана система сбора и разметки данных, включающая два основных функциональных модуля.

Модуль сбора полных данных. Этот модуль регистрирует все события взаимодействия с клавиатурой и каждые 15 минут предлагает пользователю выбрать его текущее эмоциональное состояние (например: активное, среднее, неактивное, усталость). Записи включают выбранное пользователем эмоциональное состояние, дату, время и информацию о нажатии клавиш. В случае отсутствия активности на клавиатуре система регистрирует состояние «без нажатий».

Модуль сбора специфических данных. Модуль отбирает совокупность клавиш, наиболее отражающих эмоциональное состояние пользователя (например: пробел, клави-

ша Backspace, клавиша Delete и стрелочные клавиши). Он делает это на основе анализа данных, собранных «Модулем сбора полных данных» с применением модели отбора значимых признаков. Каждые 15 минут пользователю предлагается обновить свое эмоциональное состояние.

В течение двухнедельного исследования с помощью первого модуля были собраны данные о клавиатурной активности 16 участников, всего 345896 записей (табл. 1). Для дальнейшего анализа была проведена статистическая обработка данных с интервалом в 15 минут. Данные о нажатиях клавиш за каждый временной интервал размечались в соответствии с отмеченным пользователем состоянием.

Таблица 1. Пример исходных данных

День	Время	Кнопка	Состояние человека
2023/3/18	23:37:29,851	'o'	
2023/3/18	23:37:30,037	Key.space	
2023/3/18	23:37:30,273	','	
2023/3/18	23:37:49,477	Key.ctrl_l	Active

В статистической обработке данных был использован метод временных окон. Временной 15-ти минутный интервал состоял из 10 минут до и 5 минут после отметки пользователем его состояния. В результате также были рассчитаны частота нажатий клавиш, интервалы между нажатиями и средние значения, что послужило основой для последующего обучения модели.

В процессе предварительной обработки данных и их первичного анализа было обнаружено несколько следующих интересных закономерностей.

Частота нажатий клавиш и интервалы. Распределение частоты нажатий клавиш значительно различается при разных эмоциональных состояниях и при разных уровнях активности (интенсивности использования клавиатуры). При высокой активной работе пользователя частота нажатий клавиш выше, интервалы между нажатиями короче; в низком активном (например, в состоянии задумчивости или упадка сил) частота нажатий клавиш ниже, а интервалы между нажатиями длиннее.

Состояние высокой активности. В состоянии высокой активности пользователи часто используют определенные клавиши. Темп набора текста быстрее. Это обычно наблюдается при сосредоточенной деятельности, такой как написание текста или программирование.

Состояние низкой активности. В состоянии низкой активности интервалы между нажатиями клавиш длиннее, а разнообразие использования клавиш больше. Это указывает на меньшее взаимодействие с клавиатурой, возможно, во время отдыха.

Эти закономерности послужили важной основой для последующего выбора признаков и обучения модели.

2.2. Инженерия признаков и обучение модели

2.2.1. Стратегия выбора признаков

Выбор признаков является ключевым этапом в проектах машинного обучения. От результата выбора признаков зависит производительность и точность работы всей систе-

мы в целом. В проводимом исследовании были использованы следующие два этапа к выбору признаков:

1. **Сокращение числа признаков.** Для этого были применены методы Variance thresholding и recursive feature elimination (RFE). Совокупность этих методов позволила сократить количество признаков и остановиться на тех, которые обладают наибольшей предсказательной способностью. Для оценки отобранных признаков использовался классификатор случайного леса.
2. **Выбор наиболее значимых признаков.** С помощью chi-square tests, F-tests, mutual information [13] и RFE [14] были отобраны признаки, наиболее влияющие на производительность модели. Выбранный набор признаков был стандартизирован и оценен с помощью 10-кратной перекрестной проверки.

В итоге были выбраны следующие признаки (перечень неполный):

- частота нажатий клавиш,
- интервалы между нажатиями клавиш,
- скорость набора текста,
- частота ошибок,
- частота использования определенных клавиш (например: пробел, клавиша «Backspace» и т. д.).

2.2.2. Построение и обучение нейронной сети

Следующий шаг после выбора признаков — построение и обучение модели нейронной сети. Структура модели представляет собой многослойный перцептрон (MLP), включающий входной слой, несколько скрытых слоев и выходной слой.

Конкретная структура и параметры нейронной сети следующие:

- **Входной слой.** Принимает отобранный набор признаков о клавиатурной активности.
- **Скрытые слои.** Два слоя, каждый из которых содержит 64 нейрона и функцию активации ReLU.
- **Выходной слой.** Использует функцию активации Softmax для определения вероятности эмоциональных состояний человека.

В процессе обучения модели использовались оптимизатор Adam и функция потерь кросс-энтропии. Обучение включало несколько итераций, после каждой из которых оценивалась производительность модели на валидационном наборе данных, чтобы предотвратить переобучение.

2.3. Сбор и анализ данных об окружающей среде

Для более полной оценки эмоционального состояния пользователя системой производился сбор данных об окружающей среде, таких как температура, влажность и давление (табл. 2). Эти данные обновлялись каждые 15 минут с помощью API OpenWeatherMap [16], а также рассчитывались изменения температуры, влажности и давления, чтобы получить больше признаков, способных влиять на состояние человека.

Первичный анализ данных о состоянии окружающей среды выявил типичное распределение факторов окружающей среды при различных эмоциональных состояниях. Статистический анализ показал, что вероятность нахождения пользователя в определенном эмоциональном состоянии значительно различается при различных условиях

Таблица 2. Пример данных об окружающей среде

День	Время	Температура	Влажность
2023.08.27	14:27	21,14	56
2023.08.27	14:38	21,14	56
Давление	Изменение температуры	Изменение влажности	Изменение давления
1007	17,28	76	10
1007	17,28	76	10

окружающей среды. Таблица 3 демонстрирует распределение вероятностей нахождения пользователя в состоянии расслабленности и усталости при различных факторах окружающей среды.

Таблица 3. Влияние факторов окружающей среды на эмоциональное состояние

Факторы окружающей среды	Вероятность состояния расслабленности	Вероятность состояния усталости
Температура 5–25 °C	70 %	10 %
Температура < 5 °C или > 30 °C	20 %	60 %
Влажность < 60 %	65 %	15 %
Влажность > 70 %	25 %	55 %
Солнечно / облачно	75 %	5 %
Дождь / снег	15 %	65 %

Эти выводы подтверждают эффективность модели и предоставляют важные данные для последующего прогнозирования эмоционального состояния.

2.4. Механизм обратной связи и оптимизация модели

2.4.1. Разработка механизма обратной связи

Для оценки влияния системы обратной связи на качество прогнозирования эмоционального состояния были разработаны две системы обратной связи и проведен их сравнительный анализ: простая система обратной связи с набором готовых опций для ответа и расширенная система обратной связи с возможностью ввода произвольного текста.

- 1. Простая система обратной связи.** Пользователь через интерфейс предоставляет базовую обратную связь (согласие/несогласие) по прогнозу модели нейронной сети, и система корректирует параметры модели на основе этой обратной связи.
- 2. Расширенная система обратной связи.** Расширенная система обратной связи, помимо функций простой системы, включает логическую модель, интегрирующую результаты модели нейронной сети, и позволяет пользователю добавлять правила через интерфейс. Логическая модель делает выводы на основе факторов окружающей среды и прогнозов нейронной сети. Пользователь может не только выбрать «согласен» или «не согласен», но и указать правильное эмоциональное состояние

и его причину. Система динамически оптимизирует правила логической модели на основе предоставленной пользователем обратной связи для разрешения конфликтов правил. Архитектура данной системы представлена на рис. 1.

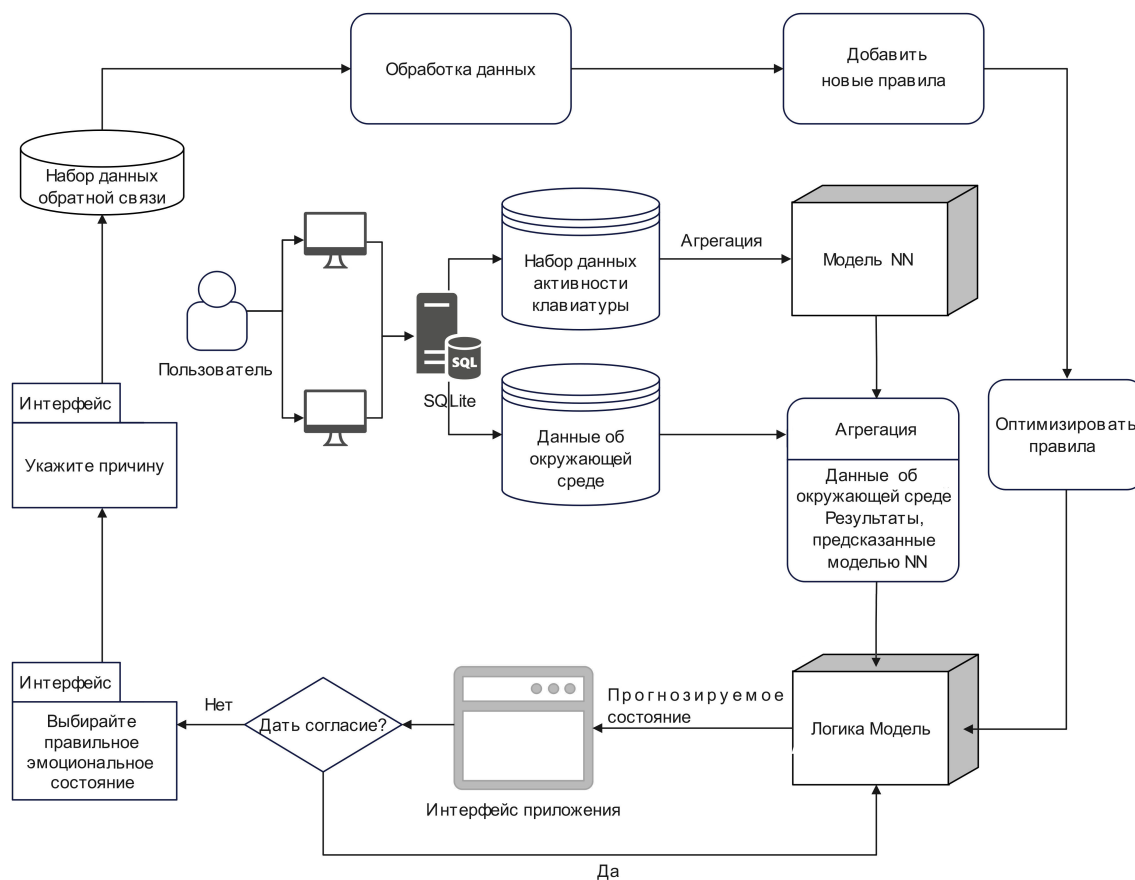


Рис. 1. Архитектура расширенного модуля обратной связи

Логическая модель основана на наборе predetermined правил, которые оценивают эмоциональное состояние пользователя на основе факторов окружающей среды и прогнозов нейронной сети. Пользователь может добавлять новые правила через интерфейс, и система автоматически анализирует, корректирует и оптимизирует эти правила. Например, логическая модель может включать следующие правила:

- Если температура в диапазоне от 5 до 25 °C, влажность ниже 60 % и погода солнечная или облачная, пользователь, вероятно, находится в состоянии расслабленности.
- Если время совпадает с приемом пищи (например, с 7 до 9 утра, с 12 до 14 дня, с 18 до 20 вечера) и модель нейронной сети прогнозирует усталость, то пользователь, вероятно, находится в состоянии голода.

2.4.2. Экспериментальный дизайн

Для оценки эффективности двух систем обратной связи был проведен сравнительный эксперимент, включающий следующие этапы:

1. **Сбор данных.** Сбор данных о клавиатурной активности и факторах окружающей среды от нескольких пользователей.
2. **Обучение модели.** Обучение модели нейронной сети и логической модели на собранных данных.
3. **Тестирование системы обратной связи.** Тестирование простой и расширенной систем обратной связи, запись обратной связи пользователей и результатов прогнозов модели.
4. **Анализ результатов.** Сравнение точности прогнозов и удовлетворенности пользователей для обеих систем обратной связи, оценка преимуществ расширенной системы обратной связи.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ

В этом разделе подробно описываются результаты экспериментов по прогнозированию эмоционального состояния с использованием базовой и расширенной систем обратной связи, с акцентом на оценке преимуществ расширенной системы в улучшении точности прогнозов, оптимизации производительности системы и повышении удовлетворенности пользователей.

3.1. Сравнение точности прогнозирования

Для оценки точности прогнозирования обеих систем обратной связи были проведены множественные эксперименты и зарегистрированы результаты прогнозов для различных эмоциональных состояний. Ниже приведены некоторые сравнительные данные.

Таблица 4. Сравнение точности прогнозирования двух систем при разных эмоциональных состояниях человека

Эмоциональное состояние	Точность базовой системы	Точность расширенной системы
Очень активный	78,5 %	85,3 %
Умеренно активный	72,1 %	80,4 %
Неактивен	69,8 %	77,9 %
Усталый	65,4 %	74,2 %

Из таблицы 4 видно, что расширенная система обратной связи во всех состояниях демонстрирует более высокую точность прогнозирования. Это свидетельствует о том, что расширенная система с более детальным механизмом обратной связи способна более точно улавливать эмоциональные состояния пользователей.

3.2. Анализ удовлетворенности пользователей

Удовлетворенность пользователей является важным показателем эффективности системы обратной связи. По результатам опросов были собраны оценки удовлетворенности пользователей обеими системами. Оценки варьируются от 1 до 5, где более высокие оценки указывают на большую удовлетворенность.

Таблица 5. Оценки удовлетворенности пользователей

Система обратной связи	Средняя оценка удовлетворенности
Базовая система	3,6
Расширенная система	4,5

Из таблицы 5 видно, что удовлетворенность пользователей расширенной системой значительно выше, чем базовой. Это подтверждает, что расширенная система не только обеспечивает более высокую точность прогнозирования, но и имеет преимущества в адаптации к человеку.

3.3. Оценка эффективности самообучения системы

Для оценки эффективности самообучения системы были проанализированы результаты каждой итерации обратной связи в обеих системах. После каждой итерации производился расчет точности прогнозирования.

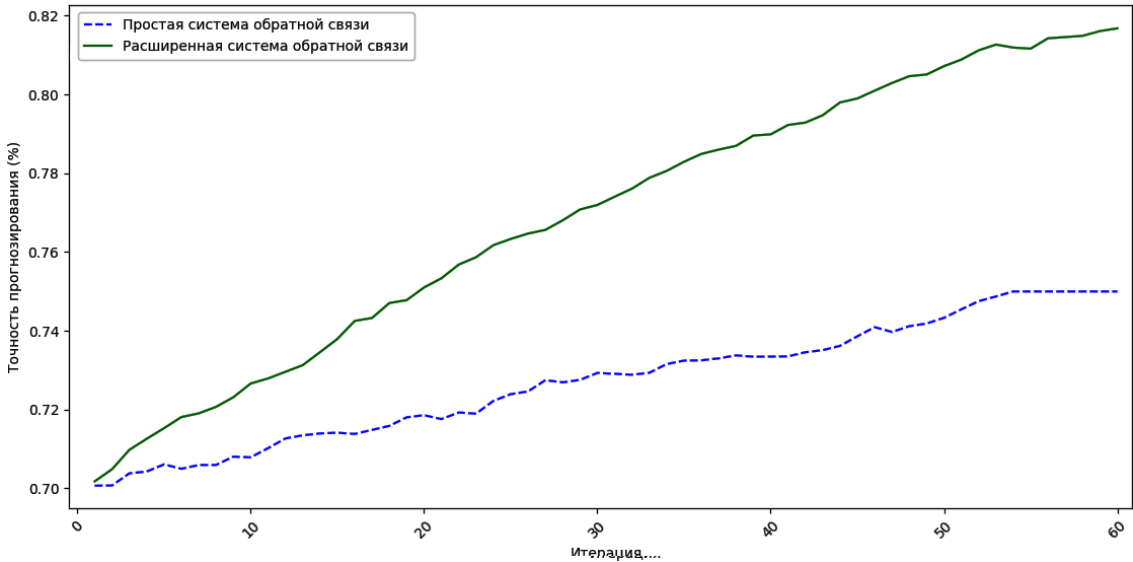


Рис. 2. Изменение точности прогнозирования при разных итерациях работы системы обратной связи

Из рисунка 2 видно, что прирост точности прогнозирования расширенной системы после каждой итерации получения обратной связи превышает аналогичный показатель в базовой системе. Расширенная система более эффективно использует обратную связь от пользователей для своего самообучения, непрерывно повышая производительность прогнозирования.

4. ОБСУЖДЕНИЕ

4.1. Преимущества расширенной системы обратной связи

В данном исследовании сравнивались простая и расширенная системы обратной связи, чтобы оценить их эффективность в прогнозировании эмоциональных состояний. Результаты показали:

- **Повышение точности прогнозов.** Расширенная система обратной связи, включающая сложные логические модели и механизмы динамической корректировки весов, значительно улучшила точность прогнозирования эмоциональных состояний.
- **Улучшение удовлетворенности пользователей.** Результаты эксперимента показали, что расширенная система обратной связи значительно превосходит простую систему по уровню удовлетворенности пользователей, обеспечивая лучший пользовательский опыт.
- **Самооптимизация системы.** Расширенная система обратной связи более эффективно использует обратную связь от пользователей для оптимизации системы, демонстрируя свою адаптивность в динамической среде.

4.2. Ограничения исследования

Исследование имеет ограничения: малая выборка в 16 участников и короткий период сбора данных в две недели, что ограничивает возможность экстраполяции результатов на более широкую популяцию. Кроме того, в исследовании не учитывались социальные факторы, обстановка, в которой находился пользователь, и другие факторы которые могут влиять на точность прогнозирования эмоций.

4.3. Направления будущих исследований

В свете ограничений текущего исследования будущие исследования будут сосредоточены на следующих аспектах:

1. Расширение выборки и увеличение периода сбора данных. Увеличение количества участников и продолжительности сбора данных поможет оценить стабильность и эффективность системы при долгосрочном использовании.
2. Оптимизация механизмов обратной связи. Дальнейшее исследование и оптимизация механизмов обратной связи расширенной системы, изучение более сложных логических моделей и методов динамической корректировки весов для повышения точности прогнозов и способности к самооптимизации.
3. Интеграция индивидуальных характеристик и факторов окружающей среды. Изучение влияния различных индивидуальных характеристик (например, возраста, пола) и разработка методов для их эффективной интеграции и адаптации в системе.
4. Улучшение алгоритмов машинного обучения и дизайна пользовательского интерфейса. Оптимизация алгоритмов машинного обучения для повышения робастности и точности модели; улучшение дизайна пользовательского интерфейса для усиления качества взаимодействия с пользователем и общего пользовательского опыта.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанная модель оценки эмоциональных состояний на основе данных о действиях пользователя на клавиатуре показала, что внедрение структурированных механизмов обратной связи значительно увеличивает точность предсказаний. Тестирование модели подтвердило эффективность этого подхода, обеспечивая гибкость системы в адап-

тации к изменениям в поведении пользователя и условиях окружающей среды. Разработанное программное обеспечение, способствующее улучшению адаптивности и персонализации пользовательских интерфейсов, значительно улучшает взаимодействие между человеком и компьютером. В будущем данная модель и программное обеспечение станут частью более сложной системы оценки психофизиологического состояния человека, расширяя сферу их применения и углубляя взаимопонимание между пользователями и технологиями. Это позволит системе оценки эмоциональных состояний находить применение во многих сценариях использования, предлагая пользователям улучшенные услуги и впечатления. Последующие исследования могут сосредоточиться на оптимизации механизмов обратной связи и структуры модели для дальнейшего повышения производительности системы и степени удовлетворенности пользователей.

Список литературы

1. Sharma A., Sharma K., Kumar A. Real-time emotional health detection using fine-tuned transfer networks with multimodal fusion // *Neural computing and applications*. 2022. Vol. 35, № 31. P. 22935–22948. doi:10.1007/s00521-022-06913-2
2. Lee E., Kim G.-W., Kim B.-S., Kang M.-A. A design platform for emotion-aware user interfaces // *Proc. of the 2014 workshop on Emotion Representation and Modelling in Human-Computer-Interaction-Systems*. 2014. P. 19–24. doi:10.1145/2668056.2668058
3. Boyd K. L., Andalibi N. Automated emotion recognition in the workplace: How proposed technologies reveal potential futures of work // *Proc. of the ACM on Human-Computer Interaction*. 2023. Vol. 7, № CSCW1. P. 1–37. doi:10.1145/3579528
4. Ekman P., Friesen W. V. Facial action coding system: a technique for the measurement of facial movement. Palo Alto: Consulting Psychologists Press, 1978.
5. Zhao G., Pietikäinen M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. Jun. 2007. Vol. 29, № 6. P. 915–928. doi:10.1109/tpami.2007.1110
6. Vinciarelli A., Pantic M., Bourlard H. Social signal processing: Survey of an emerging domain // *Image and Vision Computing*. 2009. Vol. 27, № 12. P. 1743–1759. doi:10.1016/j.imavis.2008.11.007
7. Picard R. W. Affective computing. Cambridge: MIT press, 2000.
8. Epp C., Lippold M., Mandryk R. L. Identifying emotional states using keystroke dynamics // *Proceedings of the sigchi conference on human factors in computing systems*. 2011. P. 715–724. doi:10.1145/1978942.1979046
9. Khanna P., Sasikumar M. Recognising emotions from keyboard stroke pattern // *International journal of computer applications*. 2010. Vol. 11, № 9. P. 1–5. doi:10.5120/1614-2170
10. Fairclough S. H. Fundamentals of physiological computing // *Interacting with Computers*. 2009. Vol. 21, № 1–2. P. 133–145. doi:10.1016/j.intcom.2008.10.011
11. Zimmermann P., Guttormsen S., Danuser B., Gomez P. Affective computing — a rationale for measuring mood with mouse and keyboard // *International Journal of Occupational Safety and Ergonomics*. 2003. Vol. 9, № 4. P. 539–551. doi:10.1080/10803548.2003.11076589
12. Карпенко А. П., Ямченко Ю. В., Дубровкин Д. С. Кластерный анализ пользователей информационных систем на основании характерных особенностей клавиатурного почерка // *Системы высокой доступности*. 2021. Т. 17. № 2. С. 45–57. doi:10.18127/j20729472-202102-04
13. Li J., Cheng K., Wang S. et al. Feature selection: A data perspective // *ACM Computing Surveys*. 2017. Vol. 50, № 6. P. 1–45. doi:10.1145/3136625
14. Hou Z., Hu Q., Nowinski W. L. On minimum variance thresholding // *Pattern Recognition Letters*. 2006. Vol. 27, № 14. P. 1732–1743. doi:10.1016/j.patrec.2006.04.012
15. Granitto P. M., Furlanello C., Biasioli F., Gasperi F. Recursive feature elimination with random forest for PTR-MS analysis of agroindustrial products // *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 2006. Vol. 83, № 2. P. 83–90. doi:10.1016/j.chemolab.2006.01.007

16. *OpenWeatherMap*. API documentation [Электронный ресурс]. URL: <https://openweathermap.org/api> (дата обращения: 24.10.2024).

Поступила в редакцию 23.09.2024, окончательный вариант — 24.10.2024.

Ма Даньтин, аспирантка кафедры вычислительной техники СПбГЭТУ «ЛЭТИ»,
✉ antingma65@gmail.com

Шичкина Юлия Александровна, доктор технических наук, профессор, заместитель заведующего кафедрой по научной работе кафедры вычислительной техники СПбГЭТУ «ЛЭТИ»,
strange.y@mail.ru

Computer tools in education, 2024

№ 3: 66–78

<http://cte.eltech.ru>

doi:10.32603/2071-2340-2024-3-66-78

A Feedback System for Assessing Human Condition Based on Keyboard Usage Activity

Ma D.¹, Postgraduate, ✉ antingma65@gmail.com, orcid.org/0009-0004-2021-5145
Shichkina Y. A.¹, Doctor sc., Professor, strange.y@mail.ru, orcid.org/0000-0001-7140-1686

¹Saint Petersburg Electrotechnical University,
5, building 3, st. Professora Popova, 197022, Saint Petersburg, Russia

Abstract

This paper proposes a model for assessing a person's emotional state based on their interaction with a computer keyboard. The model integrates a feedback mechanism, which significantly improves the accuracy of predicting a person's emotional states. Through systematic analysis of the dynamics of keyboard usage activity and observation of individual environmental factors, the proposed approach not only predicts the state of the keyboard user but also adapts to changes in their behavior. The results of testing the model using specially developed software confirmed its effectiveness. Feedback-based systems improve human interaction with intelligent systems, contribute to the development of intelligent systems and humans. The obtained results confirm the necessity and direction for improving the human-machine interface and serve as a basis for their future integration into more complex systems for assessing the psycho-physiological state of a person.

Keywords: *feedback, machine learning, human-machine interface, assessment of emotional state, computer keyboard.*

Citation: D. Ma, Y. A. Shichkina, "A Feedback System for Assessing Human Condition Based on Keyboard Usage Activity," *Computer tools in education*, no. 3, pp. 66–78, 2024 (in Russian); doi:10.32603/2071-2340-2024-3-66-78

References

1. A. Sharma, K. Sharma, and A. Kumar, "Real-time emotional health detection using fine-tuned transfer networks with multimodal fusion," *Neural Computing and Applications*, vol. 35, no. 31, pp. 22935–22948, 2022; doi:10.1007/s00521-022-06913-2
2. E. Lee, G.-W. Kim, B.-S. Kim, and M.-A. Kang, "A Design Platform for Emotion-Aware User Interfaces," in *Proc. of the 2014 workshop on Emotion Representation and Modelling in Human-Computer-Interaction-Systems*, pp. 19–24, 2014; doi:10.1145/2668056.2668058
3. K. L. Boyd and N. Andalibi, "Automated Emotion Recognition in the Workplace: How Proposed Technologies Reveal Potential Futures of Work," in *Proc. of the ACM on Human-Computer Interaction*, vol. 7, no. CSCW1, pp. 1–37, 2023; doi:10.1145/3579528.
4. P. Ekman and W. V. Friesen, *Facial action coding system: a technique for the measurement of facial movement*, Palo Alto, CA, USA: Consulting Psychologists Press, 1978.
5. G. Zhao and M. Pietikainen, "Dynamic Texture Recognition Using Local Binary Patterns with an Application to Facial Expressions," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 6, pp. 915–928, Jun. 2007; doi:10.1109/tpami.2007.1110
6. A. Vinciarelli, M. Pantic, and H. Bourlard, "Social signal processing: Survey of an emerging domain," *Image and Vision Computing*, vol. 27, no. 12, pp. 1743–1759, 2009; doi:10.1016/j.imavis.2008.11.007
7. R. W. Picard, "Affective computing," Cambridge, MA, USA: MIT press, 2000.
8. C. Epp, M. Lippold, and R. L. Mandryk, "Identifying emotional states using keystroke dynamics," in *Proc. of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 715–724, 2011; doi:10.1145/1978942.1979046
9. P. Khanna and M. Sasikumar, "Recognising Emotions from Keyboard Stroke Pattern," *International Journal of Computer Applications*, vol. 11, no. 9, pp. 1–5, 2010; doi:10.5120/1614-2170
10. S. H. Fairclough, "Fundamentals of physiological computing," *Interacting with Computers*, vol. 21, no. 1-2, pp. 133–145, 2009; doi:10.1016/j.intcom.2008.10.011
11. P. Zimmermann, S. Guttormsen, B. Danuser, and P. Gomez, "Affective Computing—A Rationale for Measuring Mood With Mouse and Keyboard," *International Journal of Occupational Safety and Ergonomics*, vol. 9, no. 4, pp. 539–551, 2003; doi:10.1080/10803548.2003.11076589
12. A. P. Karpenko, Yu. V. Yamchenko, and D.S. Dubrovkin, "Cluster analysis of information system users based on keyboard dynamics characteristics," *Highly Available Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 45–57, 2021 (in Russian); doi:10.18127/j20729472-202102-04
13. J. Li et al., "Feature Selection," *ACM Computing Surveys*, vol. 50, no. 6, pp. 1–45, 2017; doi:10.1145/3136625
14. Z. Hou, Q. Hu, and W. L. Nowinski, "On minimum variance thresholding," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, no. 14, pp. 1732–1743, 2006; doi:10.1016/j.patrec.2006.04.012
15. P. M. Granitto, C. Furlanello, F. Biasioli, and F. Gasperi, "Recursive feature elimination with random forest for PTR-MS analysis of agroindustrial products," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 83, no. 2, pp. 83–90, 2006; doi:10.1016/j.chemolab.2006.01.007
16. OpenWeatherMap, "API documentation," in *openweathermap.org*, 2024. [Online]. Available: <https://openweathermap.org/api>

Received 23-09-2024, the final version — 24-10-2024.

Danting Ma, Postgraduate, Department of Computer Science and Engineering, Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI", ✉ antingma65@gmail.com

Yulia Shichkina, Doctor of Sciences (Tech.), Professor, Deputy Head for Scientific Work of the Department of Computer Science and Engineering, Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI", strange.y@mail.ru