

Двусторонняя система обратной связи в человеко-машинном интерфейсе

Ма Даньтин

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

dantingma65@gmail.com

Аннотация. В данной статье представлена инновационная двусторонняя система обратной связи для человеко-компьютерных интерфейсов, которая повышает понимание системы через непрерывные циклы обучения. В отличие от традиционных односторонних систем, данный подход интегрирует динамическое обновление ключевых слов и адаптивное управление категориями, позволяя системе непрерывно обучаться и оптимизироваться на основе пользовательских реакций. Мы применили эту систему для анализа эмоциональных состояний, учитывая факторы окружающей среды, времени и личных социальных аспектов, что значительно улучшило способности системы к пониманию. Экспериментальные результаты демонстрируют заметное улучшение по множеству метрик, предлагая новые идеи для разработки более адаптивных и интеллектуальных интерфейсов.

Ключевые слова: человеко-машинный интерфейс, адаптивное обучение, динамическое обновление знаний, обратная связь на естественном языке

I. ВВЕДЕНИЕ

С непрерывным развитием технологий взаимодействия человека и компьютера ключевой проблемой остаётся точное понимание системой намерений пользователя. Хотя существующие методы стремятся улучшить эту способность, многие системы по-прежнему полагаются на фиксированные правила и шаблонные ответы, что оказывается недостаточным в условиях растущих потребностей в персонализации.

В современных исследованиях большинство систем обратной связи используют статические базы правил и фиксированные шаблоны ответов. Такие системы обеспечивают базовое взаимодействие, но не способны адаптироваться к персонализированным выражениям пользователей или обучаться в процессе взаимодействия. Это ограничение особенно заметно в приложениях, требующих глубокого понимания намерений, например, в распознавании эмоций.

В отличие от традиционных методов, двусторонние системы обратной связи создают непрерывный цикл обучения между системой и пользователем. Это взаимодействие позволяет системе не только предоставлять ответы, но и обучаться на основе обратной связи, непрерывно совершенствуя своё понимание и адаптивность.

В данном исследовании предлагается инновационная двусторонняя система обратной связи, которая достигает совместной эволюции понимания системы и выражения

пользователя за счёт интеграции механизмов динамического обновления ключевых слов и адаптивного управления категориями. Эта конструкция значительно повышает способность системы понимать и реагировать на индивидуальные характеристики пользователя.

Статья начинается с анализа развития систем обратной связи в области человеко-компьютерного взаимодействия, затем предлагается инновационная архитектура обучения. На этой основе реализована система распознавания эмоциональных состояний в качестве платформы для проверки, оценено практическое воздействие архитектуры через эксперименты и обсуждаются направления будущей оптимизации.

II. СВЯЗАННЫЕ РАБОТЫ

A. Системы обратной связи в HCI

В области человеко-компьютерного взаимодействия дизайн системы обратной связи напрямую влияет на пользовательский опыт и эффективность системы. Норман [1] в своих ранних исследованиях отметил, что эффективный механизм обратной связи является одним из ключевых элементов построения удобной системы. Традиционные системы обратной связи в основном используют подход, основанный на правилах, где система реагирует на ввод пользователя в соответствии с предопределённым набором правил. Исследование Шнейдермана [2] показало, что, хотя эта статическая модель ответов проста в реализации, она часто демонстрирует низкую производительность при обработке сложных намерений пользователя.

Модель человеко-компьютерного процессора, предложенная Кардом и др. [3], предоставляет теоретическую основу для понимания ограничений систем обратной связи. Их исследование выявило три основные проблемы традиционных систем:

- Отсутствие адаптивности: Невозможность корректировать стратегии ответов на основе поведения пользователя.
- Ограниченное понимание: Трудности в обработке сложного или неоднозначного ввода пользователя.
- Отсутствие способности к обучению: Невозможность улучшить производительность через взаимодействие.

Для преодоления ограничений традиционных систем исследователи предложили концепцию двустороннего взаимодействия. Хорвиц [4] в своём исследовании гибридных активных интерфейсов подчеркнул, что система должна обладать способностью непрерывно обучаться и адаптироваться. Маккей [5] определил ключевые характеристики эффективной системы двустороннего взаимодействия через эмпирические исследования:

- Реакция в реальном времени.
- Адаптивность обучения.
- Персонализация.

Гао и др. [6] расширили эту концепцию в своих исследованиях нейронных диалоговых систем. Они предложили архитектуру диалоговой модели на основе нейронных сетей, которая непрерывно оптимизирует стратегии ответов через обучение, что значительно повысило как понимание системы, так и эффективность взаимодействия.

Недавние исследования подтвердили, что двусторонние интерактивные системы обладают значительными преимуществами в улучшении пользовательского опыта. Работа Амерши и др. [7] показала, что способность системы к пониманию и точность ответов могут быть существенно улучшены за счёт установления непрерывного цикла обучения между системой и пользователем.

III. АДАПТИВНОЕ ОБУЧЕНИЕ В ЧЕЛОВЕКО-КОМПЬЮТЕРНОМ ВЗАИМОДЕЙСТВИИ

Системы адаптивного обучения преуспевают в непрерывной оптимизации и динамической корректировке. Мэннинг и Шютце [8] заложили основы динамического управления словарями через методы статистического обучения. Прогресс в этой области был достигнут, когда Михалча и Тарау [9] представили алгоритм TextRank. Этот алгоритм улучшил точность извлечения ключевых слов, особенно в обработке естественного языка. Лю и др. [10] сделали важное открытие, показав, что динамическое обновление базы ключевых слов повышает адаптацию систем к пользовательским выражениям. Их метод инкрементного обучения достиг двух целей: сохранение существующих знаний и усвоение новых паттернов выражений.

Фишер [11] ввёл «инкрементное обучение категорий», что внесло ключевой вклад в исследования управления категориями. Его работа демонстрирует, как системы должны изменять категории на основе взаимодействия с пользователем, что помогает лучше согласовывать их с паттернами мышления пользователей. Последующие исследования Фейлса и Олсена [12] реализовали эти идеи на практике. Они разработали интерактивную архитектуру машинного обучения для тестирования подхода. Их эксперименты показали многообещающие результаты: когда системы использовали обратную связь для корректировки категорий, точность и эффективность значительно улучшались.

Обратная связь пользователя играет важную роль в адаптации систем. Констан и Ридл [13] исследовали эту

идею, обнаружив, что системы работают лучше всего при использовании как прямой, так и косвенной обратной связи. Их работа над гибридными методами открыла новые пути для дизайна интерактивных систем. На этой основе Келли и Тиван [14] изучили, как собирать полезную информацию из поведения пользователей. Они решали важную задачу: как собирать ценную обратную связь, не нарушая рабочий процесс пользователя. Их исследование подчеркнуло необходимость баланса между сбором обратной связи и поддержанием плавного пользовательского опыта.

IV. АРХИТЕКТУРА СИСТЕМЫ

A. Структура системы

Наша система использует модульный дизайн для создания гибкой и расширяемой архитектуры двусторонней обратной связи. Как показано на рис. 1, архитектура системы состоит из трёх основных слоёв:

1. Слой взаимодействия
2. Слой обработки и хранения данных
3. Слой обучения

Архитектура реализует событийно-ориентированный подход для асинхронной коммуникации между компонентами. Поток данных следует замкнутой модели «ввод-обработка-обратная связь-обучение», гарантируя, что система может непрерывно оптимизировать свою производительность через обратную связь пользователя.

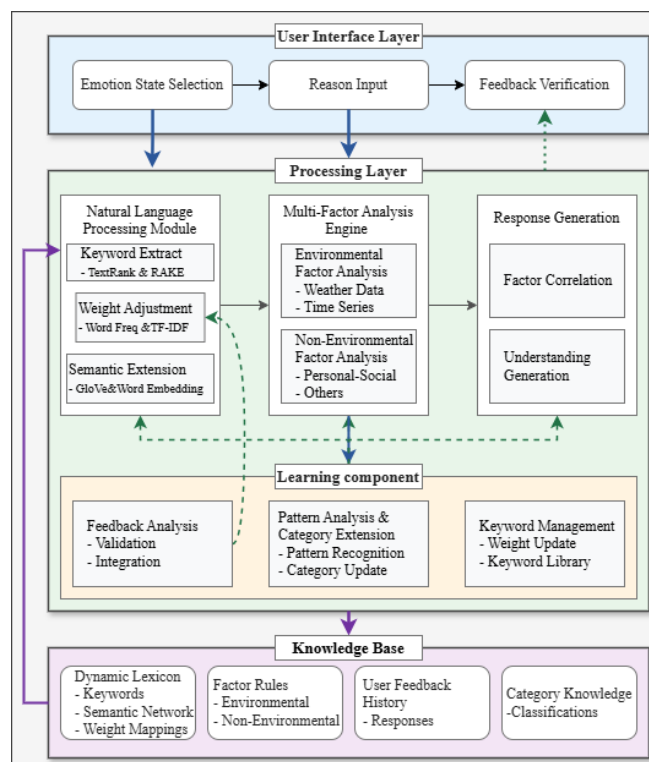


Рис. 1. Архитектура системы

B. Механизм двусторонней обратной связи

Система включает инновационный дизайн двусторонней обратной связи, сочетающий обработку естественного языка и проверку взаимодействия с

пользователем. Процесс обработки состоит из следующих этапов:

1. Извлечение ключевой информации и её категоризация.
2. Анализ контекста для углублённого понимания смысла.
3. Предоставление предварительных результатов системе.
4. Подтверждение или уточнение пользователем через два канала:
 - Подтверждение корректности интерпретации.
 - Дополнительные пояснения при необходимости.

С. Компоненты обучения

- **Управление ключевыми словами:** Комбинация улучшенного алгоритма TextRank и RAKE (Rapid Automatic Keyword Extraction) для эффективного извлечения ключевых слов из длинных и коротких текстов.
- **Динамическое обновление категорий:** Инкрементная стратегия обучения, позволяющая корректировать существующие категории или создавать новые на основе кластерного анализа пользовательских данных.

V. РЕАЛИЗАЦИЯ

А. Реализация основных функций

Основные функции системы сосредоточены на трёх ключевых аспектах: динамическом управлении ключевыми словами, семантическом анализе и расширении категорий. Класс DynamicKeywords, как центральный компонент, реализует интеллектуальное управление ключевыми словами через многоуровневую стратегию обработки. На базовом уровне система фиксирует частоту встречаемости слов внутри категорий. На аналитическом уровне используется модифицированный алгоритм TF-IDF для расчёта весовых коэффициентов с учётом особенностей распределения слов в различных документах. На семантическом уровне интегрирована модель векторного представления слов GloVe, которая выявляет семантически близкие слова через анализ сходства в векторном пространстве, что эффективно расширяет словарное покрытие каждой категории.

При поступлении нового пользовательского ввода система последовательно выполняет сегментацию текста, статистику частоты слов, оценку весов и семантическое расширение. Для новых ключевых слов начальные веса устанавливаются на основе алгоритма TF-IDF и оптимизируются в ходе последующих взаимодействий. Одновременно, благодаря возможностям семантического анализа модели GloVe, система автоматически обнаруживает слова, близкие по смыслу к существующим ключевым словам, обеспечивая динамическое расширение лексикона.

Алгоритм расширения категорий применяет адаптивную стратегию обучения, позволяющую

динамически корректировать и дополнять существующую систему категорий на основе пользовательской обратной связи. Анализируя паттерны ввода и информацию обратной связи, система автоматически идентифицирует потенциальные новые категории и выполняет их добавление в подходящий момент.

В. Дизайн взаимодействия с пользователем

- **Интерфейс ввода:** Поддержка выбора эмоций через пресеты и свободный текстовый ввод.
- **Модуль обратной связи:** Многоуровневое представление результатов анализа, включая:
 - Распознанное эмоциональное состояние.
 - Факторы окружающей среды, времени и личные аспекты.
- **Механизм валидации:** Прогрессивный подход к обратной связи, позволяющий пользователю подтверждать или уточнять результаты на разных этапах.

VI. ПРИМЕР ПРИМЕНЕНИЯ: СИСТЕМА АНАЛИЗА ЭМОЦИЙ

А. Практическое применение

Система предназначена для отслеживания и анализа эмоциональных состояний пользователей. Основные функции:

- **Ежедневный ввод эмоций:** Пользователи описывают текущее состояние и его причины.
- **Долгосрочный анализ:** Выявление паттернов эмоций и влияющих факторов через накопленные данные.

В. Конкретная реализация

1. Пример распознавания факторов эмоций

- Входные данные:
 - Эмоция: «Усталость».
 - Текст: «Сегодня дождливо, чувствую усталость, работоспособность низкая».
- Этапы анализа:
 1. **Распознавание эмоции:** «Усталость».
 2. **Извлечение факторов:**
 - Фактор окружающей среды: «дождливо».
 - Личный фактор: «работа».
 3. **Построение корреляций:** Связь между эмоцией и факторами.

2. Интеграция данных об окружающей среде

Система интегрирует данные из множества источников, включая текущие погодные условия, а также динамику температуры и атмосферного давления в краткосрочной и долгосрочной перспективе.

3. Генерация обратной связи на естественном языке

Для формирования ответов система сочетает шаблонные и динамически генерируемые подходы.

Пример взаимодействия:

Выбранная эмоция	Расслабленность
Ввод пользователя	Сегодняшнее солнце прекрасно, и я выполнил много работы. Скоро выходные, и погода будет хорошей. Я наконец-то смогу отдохнуть после напряженной недели.
Ответ системы	Я понимаю, что ваше текущее эмоциональное состояние — «расслабленность». Это, вероятно, связано с сегодняшней солнечной погодой и тем, что сегодня пятница.

Если пользователь дает отрицательный ответ, система предоставляет дополнительные пояснения для улучшения понимания.

С. Оценка производительности

Система демонстрирует отличную производительность и адаптивность в практических приложениях. В ходе анализа 60 итераций мы сосредоточились на оценке способности системы распознавать факторы и эффекты обучения.

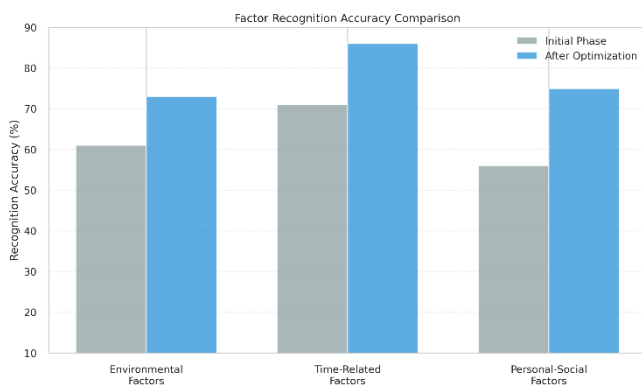


Рис. 2. Сравнение точности распознавания факторов

Как показано на рис. 2, система достигла значительных улучшений в распознавании различных факторов. Временные факторы (время, сезон, рабочие дни и т.д.) показали наилучшие результаты распознавания, главным образом из-за их объективной и регулярной природы. В более сложной области распознавания личных социальных факторов система добилась заметного прогресса благодаря непрерывному обучению.

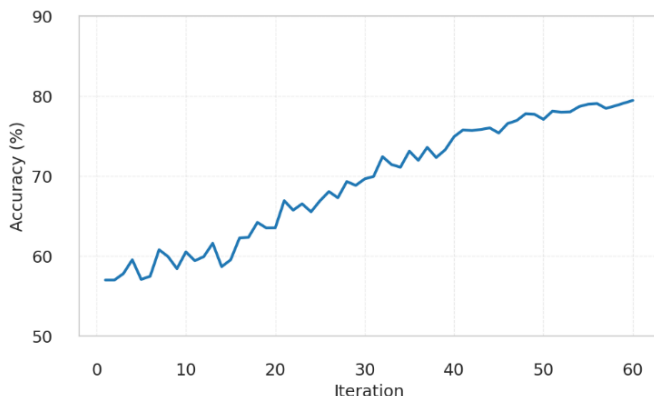


Рис. 3. Точность распознавания эмоций

Как показано на рис. 3, процесс обучения системы проходит через четкие фазы: быстрое улучшение на начальном этапе, стабильная оптимизация на среднем этапе и стабилизация на позднем этапе. С увеличением числа итераций производительность системы не только значительно улучшается, но и показывает уменьшение колебаний, демонстрируя сильные способности системы к обучению и стабильность.

VII. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной статье представлен каркас системы двусторонней обратной связи, который достигает динамического улучшения понимания системы за счет установления непрерывных циклов обучения в взаимодействии человека и компьютера. В отличие от традиционных систем с односторонней обратной связью, этот каркас создает механизм непрерывного обучения между системой и пользователями через динамическое обновление ключевых слов и адаптивное управление категориями. Эксперименты показывают, что после нескольких раундов итерации обратной связи точность понимания системы улучшилась примерно на 23 %.

В конкретном приложении для анализа эмоций система продемонстрировала практические эффекты механизма двусторонней обратной связи, интегрируя данные об окружающей среде, временные характеристики и личные факторы. Точность распознавания факторов окружающей среды и временных факторов достигла 73% и 86% соответственно, что подтверждает практическую ценность каркаса. Это приложение не только подтверждает осуществимость каркаса, но и предоставляет ориентир для его применения в других случаях взаимодействия человека и компьютера.

Будущие исследования будут в основном сосредоточены на оптимизации механизмов обратной связи, изучении кросс-доменных приложений и повышении адаптивности системы. Благодаря этим улучшениям мы ожидаем дальнейшего увеличения ценности применения систем двусторонней обратной связи в области взаимодействия человека и компьютера.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Norman, Donald A. "The psychopathology of everyday things." Readings in human-computer interaction. Morgan Kaufmann, 1995. 5-21.
- [2] Shneiderman, Ben, and Catherine Plaisant. Designing the user interface: strategies for effective human-computer interaction. Pearson Education India, 2010.
- [3] Card, Stuart K. The psychology of human-computer interaction. Crc Press, 2018.
- [4] Horvitz, Eric. "Principles of mixed-initiative user interfaces." Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems. 1999.
- [5] Mackay, Wendy E. "Triggers and barriers to customizing software." Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems. 1991.
- [6] Gao, Jianfeng, Michel Galley, and Lihong Li. Neural approaches to conversational AI: Question answering, task-oriented dialogues and social chatbots. Now Foundations and Trends, 2019.
- [7] Amershi S, Cakmak M, Knox W B, et al. Power to the people: The role of humans in interactive machine learning. AI magazine, 2014, 35(4): 105-120.

- [8] Manning, Christopher, and Hinrich Schutze. Foundations of statistical natural language processing. MIT press, 1999.
- [9] Mihalcea, Rada, and Paul Tarau. "Texttrank: Bringing order into text." Proceedings of the 2004 conference on empirical methods in natural language processing. 2004.
- [10] Liu, Bing, et al. "Text classification by labeling words." Aaai. Vol. 4. 2004.
- [11] Fischer G. User modeling in human-computer interaction. User modeling and user-adapted interaction, 2001, 11: 65-86.
- [12] Fails, Jerry Alan, and Dan R. Olsen Jr. "Interactive machine learning." Proceedings of the 8th international conference on Intelligent user interfaces. 2003.
- [13] Konstan J A, Riedl J. Recommender systems: from algorithms to user experience. User modeling and user-adapted interaction, 2012, 22: 101-123.
- [14] Kelly, Diane, and Jaime Teevan. "Implicit feedback for inferring user preference: a bibliography." Acm Sigir Forum. Vol. 37. No. 2. New York, NY, USA: ACM, 2003.