

УДК 004.946

DOI: 10.25686/978-5-8158-2474-4-2025-930-933

Динамическая персонализация интерфейсов с использованием эргономического анализа, закона Фиттса и обучения с подкреплением

С. Ченарани

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия

Аннотация. В статье рассматривается подход к динамической персонализации пользовательских интерфейсов, основанный на интеграции методов эргономической оценки движений рук, расширенной модели закона Фиттса и алгоритмов обучения с подкреплением (Q-learning). Предложенный метод обеспечивает повышение эффективности и комфорта взаимодействия пользователя с интерфейсом за счёт автоматической адаптации геометрии и параметров расположения элементов меню. Экспериментальные результаты подтверждают существенные количественные улучшения в скорости выполнения задач, снижении ошибок и повышении субъективной удовлетворённости пользователей.

Ключевые слова: VR-интерфейсы, закон Фиттса, обучение с подкреплением, эргономика, персонализация

Dynamic personalization of interfaces using ergonomic analysis, Fitts' law, and reinforcement learning

Chenarani Sasan

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russia

Abstract. The article presents an approach to dynamic personalization of user interfaces that integrates ergonomic hand-movement assessment, an extended model of Fitts's law, and reinforcement-learning algorithms (Q-learning). The proposed method enhances both efficiency and comfort of user interaction by automatically adapting the geometry and spatial layout of menu elements. Experimental results confirm notable quantitative improvements in task-completion speed, error rate reduction, and user satisfaction.

Keywords: VR interfaces, Fitts's law, reinforcement learning, ergonomics, personalization.

Современные интерфейсы виртуальной и дополненной реальности требуют высокой степени адаптивности для обеспечения удобства и эффективности взаимодействия [1-4]. Традиционные методы проектирования интерфейсов не всегда учитывают индивидуальные особенности пользователей, что приводит к росту времени выполнения задач, ошибкам и снижению комфорта. Настоящее исследование направлено на решение этой проблемы путём разработки алгоритмического комплекса, сочетающего эргономическую оценку движений рук, количественную валидацию через закон Фиттса [5] и динамическую персонализацию с использованием Q-learning [6].

Предлагаемая методология исследования основана на интеграции эргономического анализа движений рук, математической валидации закона Фиттса в условиях трёхмерного пространства и применения методов обучения с подкреплением для динамической персонализации интерфейса.

Для количественной оценки эргономичности движений была разработана методика нормализации векторов и вычисления коэффициентов комфорта. Пусть движение описывается вектором

$$v_i = (x_i, y_i, z_i), \quad i = 1, \dots, N,$$

где N – количество элементарных движений руки; (x_i, y_i, z_i) – координаты конечной позиции в трёхмерном пространстве.

Каждому движению сопоставляется коэффициент комфорта C_i , нормированный в диапазон $[0; 1]$. Значение C_i определяется как обратная функция от углового отклонения и длины вектора:

$$C_i = \frac{1}{1 + \alpha \cdot |v_i| + \beta \cdot \theta_i},$$

где $|v_i|$ – длина вектора (амплитуда движения); θ_i – угол отклонения от нейтрального положения руки; α, β – весовые коэффициенты.

Индивидуальная метрика эргономичности движения пользователя вычисляется как среднее по всем движениям:

$$C_{\text{avg}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i.$$

Таким образом, методика позволяет объективно сравнивать различные сценарии расположения элементов интерфейса с точки зрения эргономики.

Для анализа временных характеристик взаимодействия в VR применялось расширение классического закона Фиттса на трёхмерное пространство. Классическая модель Фиттса задаётся уравнением

$$T = a + b \cdot \log_2 \left(1 + \frac{D}{W} \right),$$

где T – время достижения цели; D – расстояние до цели; W – ширина цели; a, b – эмпирические коэффициенты.

В условиях трёхмерного взаимодействия необходимо учитывать не только расстояние в плоскости, но и глубину цели. Для этого вводится дополнительный параметр σ , учитывающий пространственный фактор:

$$T_{3D} = a + b \cdot \log_2 \left(1 + \frac{D}{W} \right) + \sigma \cdot \phi,$$

где ϕ – угол между направлением взгляда и вектором движения руки.

Соответствие модели фактическим данным проверялось с использованием коэффициента детерминации и анализа остаточных ошибок.

Для динамической адаптации интерфейса применялся алгоритм Q-learning. Пусть состояние среды описывается вектором параметров

$$s_t = (W_t, R_t, L_t, S_t),$$

где W_t – ширина элементов меню; R_t – радиус расположения; L_t – тип раскладки (круговая, кластерная, дуговая, силовая); S_t – форма элементов.

Действие a_t изменяет один или несколько параметров интерфейса. Обновление функции ценности $Q(s, a)$ осуществляется по стандартному правилу:

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha \left[r_t + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a') - Q(s_t, a_t) \right],$$

где α – скорость обучения; γ – коэффициент дисконтирования; r_t – вознаграждение за текущее действие.

Функция вознаграждения агрегирует несколько показателей:

$$r_t = \sum_{k=1}^M w_k \cdot \widetilde{R}_k,$$

где \widetilde{R}_k – нормализованные метрики; w_k – веса важности.

Для учёта неопределённости в прогнозах GPR использовалась модифицированная стратегия выбора действий:

$$a^* = \arg \max_{a \in \mathcal{A}} (Q(s, a) + \beta \sigma_{\text{pred}}(s)),$$

где $\sigma_{\text{pred}}(s)$ – оценка дисперсии предсказания модели; β – коэффициент баланса между эксплуатацией и исследованием.

Экспериментальная часть была проведена с участием 24 респондентов (12 мужчин и 12 женщин в возрасте 20–22 лет, студенты бакалавриата технических специальностей). Все участники имели нормальное или скорректированное зрение и не сообщали о нарушениях опорно-двигательного аппарата. Опыт работы с VR-системами варьировался: 8 новичков, 8 пользователей со средним опытом, 8 экспертов.

Среднее время выполнения задач сокращалось на протяжении первых серий эксперимента и стабилизировалось после 40–50 итераций. Было зафиксировано снижение на 22.2 % в среднем по всем пользователям при переходе от случайной раскладки к оптимизированной (рис. 1).

Ошибка клика (E_{click}) оставалась в пределах допустимых значений и не увеличивалась при динамических изменениях интерфейса. Это подтверждает, что ускорение взаимодействия не сопровождалось потерей точности (рис. 2).

Эффективность траектории движения (η_{path}) варьировалась в пределах 0,7–0,9, что указывает на преимущественно прямолинейные и экономичные движения. У экспертов показатель стабильно выше, у новичков наблюдался рост на протяжении серий (рис. 3).

Интегральная метрика вознаграждения (r) демонстрировала положительную динамику. Колебания вокруг среднего уровня указывали на процесс адаптации системы, при этом в долгосрочной перспективе наблюдалось устойчивое повышение (рис. 4).

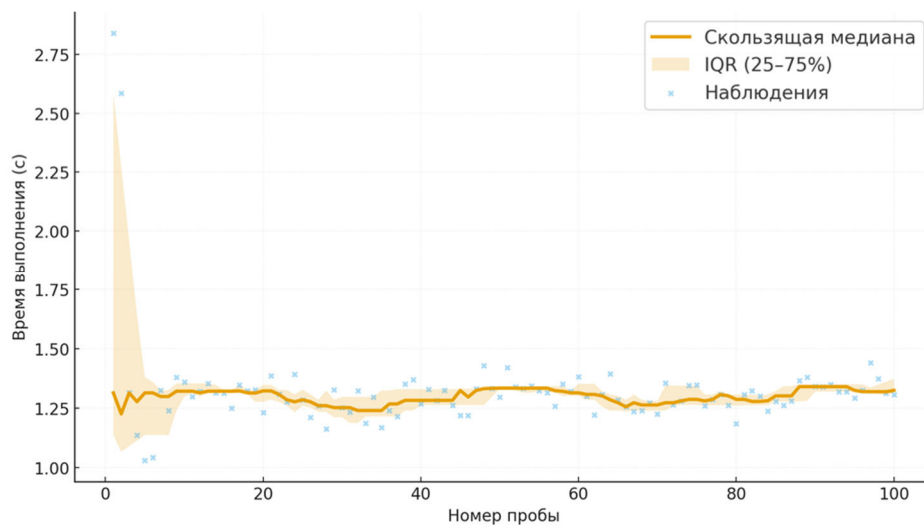


Рисунок 1. Динамика среднего времени выполнения задачи

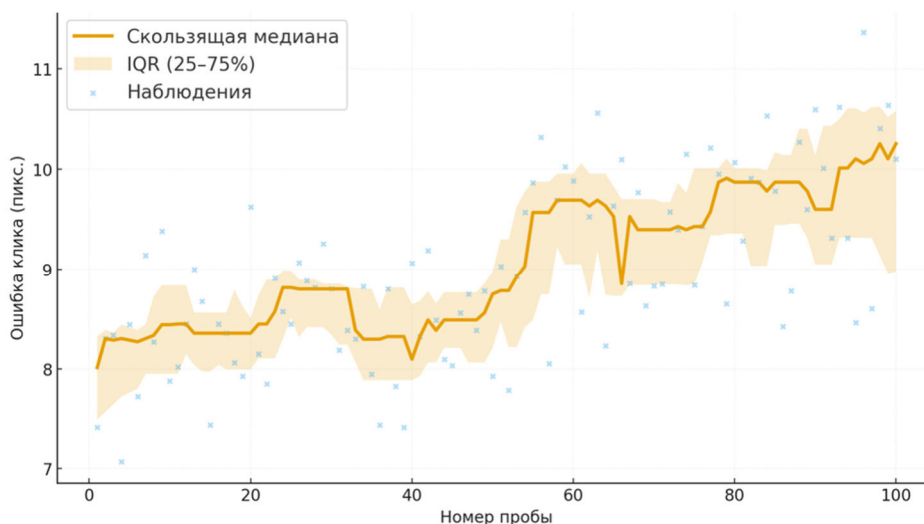


Рисунок 2. Динамика средней ошибки клика

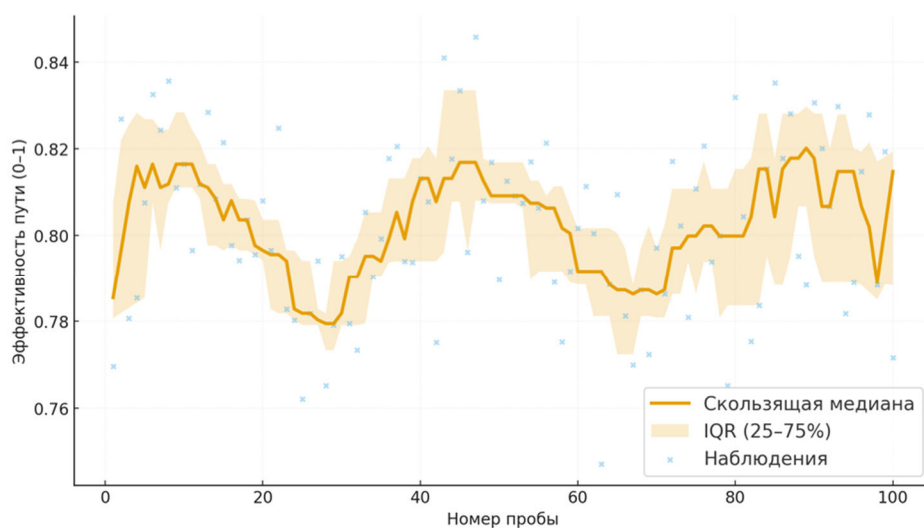


Рисунок 3. Динамика средней эффективности пути

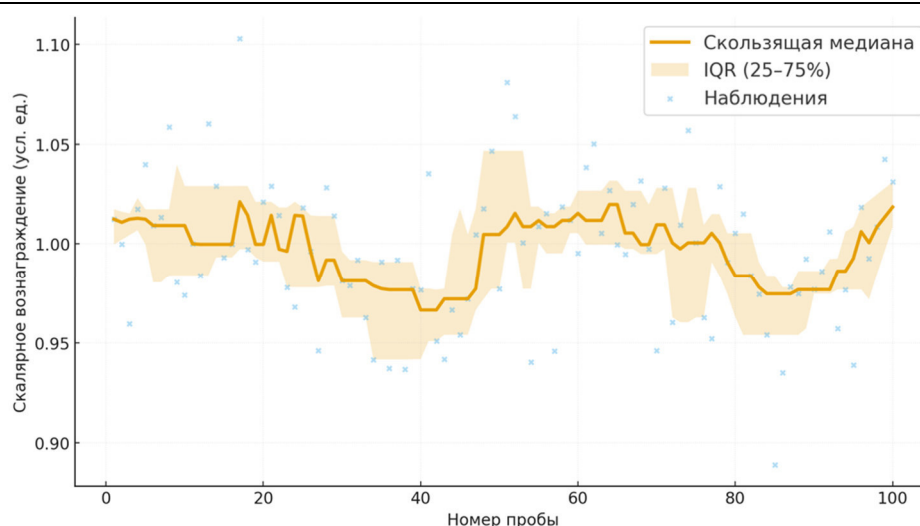


Рисунок 4. Динамика среднего скалярного вознаграждения

Выводы

В работе предложен комплексный алгоритм динамической адаптации интерфейсов, включающий эргономическую оценку движений рук, расширение закона Фиттса на 3D-пространство и применение обучения с подкреплением. Экспериментальные исследования с участием 24 респондентов показали значительное улучшение временных характеристик (сокращение времени выполнения задач на 22.2 %), стабильность точности и рост субъективной удовлетворённости пользователей.

Разработанный подход можно рассматривать как эффективное средство повышения эргономичности и персонализации интерфейсов, применимых как в образовательных, так и в прикладных VR/AR-системах.

Список литературы

1. Ченарани С., Щур, С. Ю. Исследование условий иммерсивности интеллектуального интерфейса симбиотической системы с применением VR-технологий // Неделя науки ИСИ: материалы Всероссийской научно-технической конференции. 2021. С. 331-333.
2. Ченарани С., Щур С. Исследование условий иммерсивности интеллектуального интерфейса симбиотической системы с применением VR-технологий // Неделя науки ИСИ / Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого». 2021. С. 331–333.
3. Ченарани С., Щур С. Разработка прототипа интеллектуального интерфейса в среде VR // Неделя науки ИСИ: сборник материалов Всероссийской конференции. 2022. С. 249–251.
4. Макейкова М.С. Создание виртуального пространства для учебных заведений: аннотация к дипломной работе / БГУ, ФРФКТ, Кафедра интеллектуальных систем. 2024.
5. Chakraborty P., Yadav S. Applicability of Fitts' law to interaction with touchscreen: review of experimental results // Theoretical Issues in Ergonomics Science. 2023. Vol. 24, no. 1. 5. Pp. 532–546. DOI: 10.1080/1463922X.2022.2114034.
6. Towards spatial computing: recent advances in multimodal natural interaction for XR headsets / Z. Wang, M. Rao, S. Ye, et al. // arXiv preprint. 2025.