

Сравнительная оценка эффективности методов машинного обучения в прогнозе работы окулографического интерфейса

Я. А. Туровский, email: yaroslav_turovsk@mail.ru^{1,2}

С. В. Борзунов, email: borzunov@cs.vsu.ru¹

В. Ю. Алексеев¹

Л. Г. Мурадова¹

А. П. Миронкин¹

¹ Воронежский государственный университет

² Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН

Аннотация. Одним из базовых механизмов разработки эргатических систем является оценка эффективности работы оператора с управляемым объектом. Используются разные шкалы оценивания, отражающие скорость, точность и эргономичность предлагаемого программно-аппаратного решения. Одним из перспективных интерфейсов, реализующих концепцию дополненного управления, т.е. управления, расширяющего возможности существующих функций, относится окулографический интерфейс. В основу данной технологии положена детекция координат зрачка и оценка его движений, формирующих те или иные команды на устройства эффекторы. В настоящей работе реализована простая схема управления самоходным шасси с использованием окулографического интерфейса, обеспечивающая работу дискретного канала передачи команд. Для прогноза эффективности работы оператора использовались методы машинного обучения. Показано, что для прогноза эффективности освоения оператором данной технологии лучше использовать либо многослойные перцептроны с возрастающими функциями активации, либо метод опорных векторов. Работа поддержана грантом РФФИ 19-07-01037А.

Ключевые слова: эргатическая система, окулографический интерфейс, метод *k*-ближайших соседей, задача классификации.

Введение

Одним из базовых механизмов разработки эргатических систем является оценка эффективности работы оператора с управляемым объектом. При этом возможно использовать разные шкалы оценивания, отражающие скорость, точность и эргономичность предлагаемого

программно-аппаратного решения. Одним из перспективных интерфейсов, реализующих концепцию дополненного управления, т.е. управление к уже существующим функциям, расширяющий их возможности, относится окулографический интерфейс (ОИ) [1]. В основу данной технологии положена детекция координат зрачка и оценка его движений, формирующих те или иные команды на устройства эффекторы. Эксперименты показали, что интерфейс обладает достаточно высокой скоростью и точность, по сравнению с интерфейсами мозг-компьютер и миографическими интерфейсами. В тоже время, эта технология имеет те же сложности во внедрении, что и указанные выше альтернативные интерфейсы человек-компьютер. Одной из таких сложностей является высокая дисперсия пользователей по параметру скорости и точности овладения данным устройством [2]. Это в свою очередь порождает необходимость как поиска новых алгоритмов управления, так и оценки паттернов, генерируемых пользователем с точки формирования контура управления. Одним из ключевых элементов как алгоритмов непосредственного управления в рамках ОИ, так и в рамках отбора операторов для эффективной работы в данной эргатической системе являются алгоритмы классификации и регрессии данных. Обоснованный выбор этих алгоритмов позволяет качественно улучшить работу ОИ. Таким образом, актуальным представляется определение эффективности алгоритмов классификации не аналитически, а на эмпирических данных, полученных в ходе работы оптико-окулографического интерфейса.

1. Материалы и методы

В исследовании приняли участие 30 человек обоего пола (19 юношей и 11 девушек) в возрасте от 18 до 24 лет. В ходе работы испытуемый управлял самоходным шасси. Самоходному шасси, управляемому испытуемым, необходимо объехать два препятствия, не задев ни одного из них, совершив манёвр в виде цифры “8”. Испытуемый мог подавать команды “вперёд”, “назад”, “вправо”, “влево” или “нейтраль” (когда самоходное шасси не двигалось с места, не выполняло каких-либо манёвров). При этом команды пользователя транслировались аппаратной частью на шасси последовательно и дискретно. В качестве препятствий движению использовались белые пластиковые цилиндры высотой 75 см и диаметром 50 см. Начальный поворот вправо или влево испытуемый выбирал самостоятельно, без каких-либо инструкций. Вернувшись на исходную позицию, ему необходимо было остановиться и развернуть самоходное шасси на 180°, т.е. вернуть его в то же положение, с которого начинался эксперимент.

В ходе исследования во всех заездах на голову испытуемого и на каркас самоходного движущегося кресла прикреплялись датчики положения, одновременно считывающие данные о линейном и угловом ускорении с частотой дискретизации 24.9 Гц. Передаваемые через СОМ-порт на компьютер данные содержали информацию о моментальном линейном ускорении и кватернионе вращения относительно позиции калибровки датчика конкретного. В ходе получения данных с любого из каналов производилось сглаживание показаний методом взвешенного скользящего среднего. Пользователем задавался набор весов w_{ij} ,

которые в процессе загрузки в программу нормировались: $\sum_j w_{ij} = 1$.

Поступающие с каждого из каналов данные подвергались процедуре сглаживания:

$$d^i = \sum_j w_{ij} d_{raw}^j.$$

Так как перед заездом требовалось настроить систему под индивидуальные особенности конкретного испытуемого, проводилась калибровка. Данный процесс необходим для сопоставления координат зрачка с координатами экрана.

Перед калибровкой были заданы следующие параметры: расстояние пользователя до экрана (см), размеры экрана (ширина и высота (см)).

На рис. 1 представлена история показаний датчиков, включающих в себя данные окулографии (вверху) показателей движения самоходного шасси (в центре) и движения головы (внизу).

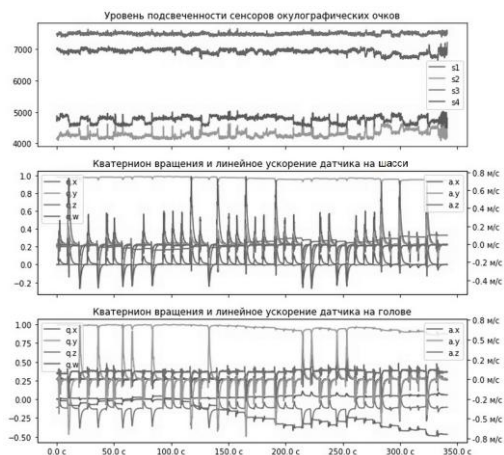


Рис. 1. Пример показаний датчиков ОИ при управлении самоходным шасси

При проведении эксперимента испытуемому отводилось 10 мин на заезды с использованием окулографического интерфейса. Каждый испытуемый осуществлял три заезда. Если он не успевал выполнить задания заезда в установленное время, то считалось, что исход заезда неудачен.

Помимо требования выполнения временного лимита нельзя было при движении задевать ни один из цилиндров, обозначавших трассу движения. В случае, если испытуемый всё же задевал хотя бы один цилиндр, но при этом укладывался во временной лимит, считалось, что заезд завершён успешно, но со “штрафом”.

Таким образом, в настоящей работе реализована достаточно простая схема управления самоходным шасси с использованием окулографического интерфейса, обеспечивающая тем не менее работу дискретного канала передачи команд при использовании интерфейса “человек-компьютер”.

2. Результаты применения методов машинного обучения

Задача сводится к построению регрессионной модели, оценивающей число команд, затраченных пользователем на достижение цели. Поскольку время выполнения команды было одинаковым, то число команд несёт информацию о времени, затраченном пользователем, которое включает в себя как правильно поданные и распознанные ОИ команды, так и ошибочные команды, которые потом пользователю необходимо было исправить для достижения результата. В

качестве классификаторов использовались многослойные перцептрон с числом нейронов скрытого слоя от 4 до 50, и как с возрастающими, так и с радиальными базисными функциями [3], метод k -ближайших соседей [4], метод опорных векторов [5]. В качестве меры построенной модели использовалось среднеквадратичное отклонение.

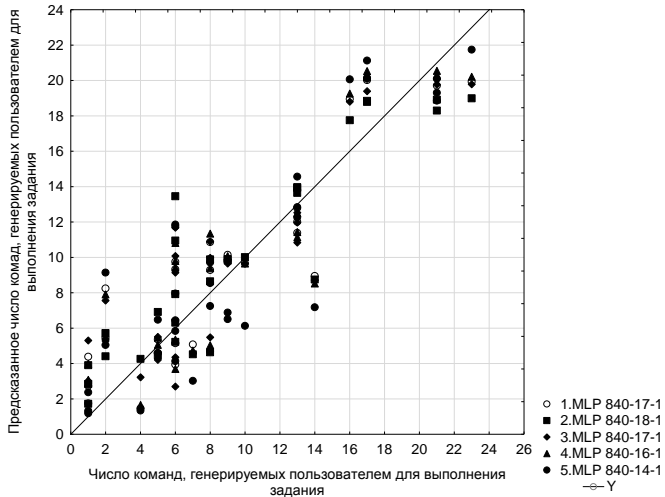


Рис. 2. Результаты работы пяти лучших нейросетей топологии многослойного перцептрона с возрастающими функциями активации. Примечание: характеристики сети имеют вид «число нейронов входного слоя»-«число нейронов скрытого слоя»-«число нейронов выходного слоя»

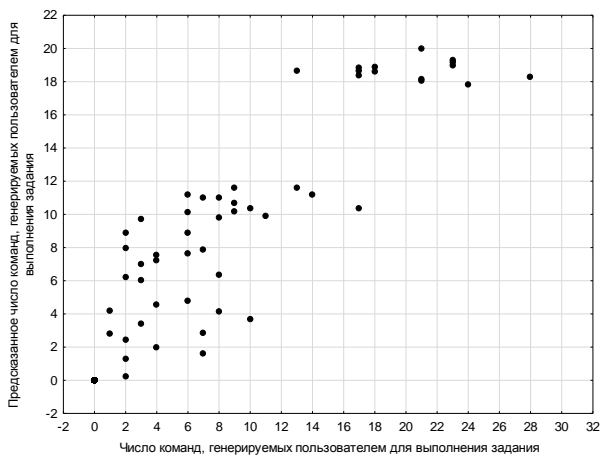


Рис. 3. Результаты предсказания на основе метода опорных векторов

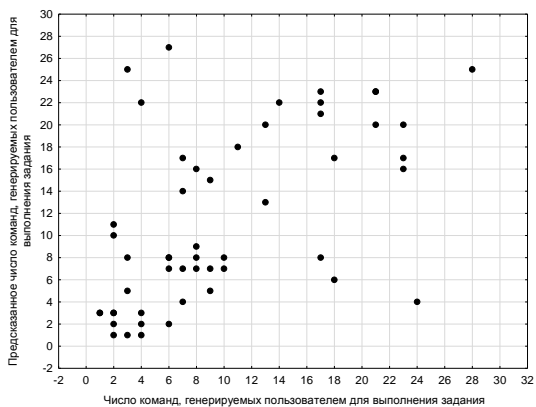


Рис. 4. Результаты предсказания на основе метода k -ближайших соседей

По результатам исследования наиболее точный прогноз давали многослойные перцептроны с возрастающей функцией активации (среднеквадратическая ошибка оценивания составила 6.4 команды), практически не отличались показатели, полученные с использованием метода опорных векторов (7.2) (см. рис. 2-4). Статистически значимо

хуже был прогноз на основе метода k -ближайших соседей (13.5), и самые худшие показатели продемонстрировали перцептроны с радиальными базисными функциями (19.8).

Заключение

Реализована схема управления самоходным шасси с использованием оптико-окулографического интерфейса, обеспечивающая работу дискретного канала передачи команд в режиме управления самоходным шасси. Для прогноза эффективности работы оператора с данным интерфейсом использовались методы машинного обучения. Показано, что для прогноза эффективности освоения оператором данной технологии лучше использовать либо многослойные перцептроны с возрастающими функциями активации, либо метод опорных векторов.

Список литературы

1. Suefusa K. A comparison study of visually stimulated brain-computer and eye-tracking interfaces / K. Suefusa, T. Tanaka // *Journal of Neural Engineering*, 2017. – V. 14 (3). – Pp. 036009-1–036009-16.
2. Информационные потоки при формировании дополнительного канала обратной связи для интерфейса мозг-компьютер / Я.А. Туровский, С.Д. Кургалин, А.А. Вахтин, С.В. Борзунов, А.В. Алексеев // *Технологии живых систем*. – 2016. – Т. 13. – № 7. – С. 34-40.
3. Blum A. *Foundations of Data Science* / A. Blum, J. Hopcroft, R. Kannan. – Cambridge University Press, 2020. – viii, 424 p.
4. Cover T. M. Nearest neighbor pattern classification / T. M. Cover, P. E. Hart // *IEEE Transactions on Information Theory*, 1967. – V. 13 (1). – Pp. 21-27.
5. Вьюгин В. *Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования*. – Москва : МЦМНО. – 2013. – 390 с.