

СРАВНЕНИЕ И АНАЛИЗ РАБОТЫ НАИБОЛЕЕ ПОПУЛЯРНЫХ АЛГОРИТМОВ КЛАССИФИКАЦИИ ИНТЕРФЕЙСА МОЗГ-КОМПЬЮТЕР

*К.С. Бразовский, д.т.н., профессор ИШХБМТ,
К.И. Новоселов, студент гр. 8Е81.
Томский политехнический университет
E-mail: kin2@tpu.ru*

Введение

В настоящее время интерфейсы мозг-компьютер (ИМК) используются в медицине для помощи людям с моторными дисфункциями во взаимодействии с окружающей средой [1]. Идея применения ИМК заключается в том, чтобы считывать информацию напрямую из мозга пациента и переводить её в форму задающего воздействия управляющего устройства системы управления. Примерами объектов управления в данном случае могут являться: курсор на мониторе ПК, электрический привод инвалидной коляски или робота-манипулятора.

Одним из основных элементов ИМК является классификатор сигналов электрической активности мозга. Целью данной работы является сравнение и анализ работы наиболее популярных алгоритмов классификации ИМК.

Материалы и методы

В ходе работы были рассмотрены 3 популярных алгоритма классификации, а именно: линейный дискриминантный анализ (LDA), машина опорных векторов (SVM) и многослойный перцептрон с одним скрытым слоем (MLP) [2].

В качестве входных сигналов ИМК были использованы данные, записанные в институте INRIA, Франция с использованием платформы OpenViBE [3]. Всего было использовано 14 наборов данных с классификацией двух классов (представление пациентом движения левой или правой рукой). Один набор использовался для обучения CSP фильтра и классификаторов, остальные – для тестирования.

Для реализации алгоритмов была использована платформа OpenViBE [5], позволяющая создавать структуры ИМК с помощью визуального программирования. Используемая нами структура основана на базовом примере MI-CSP (см. Приложение А). Она включает в себя фильтр Баттерворта 5-ого порядка в полосе 8-30 Гц; блоки, фильтрующие данные, соответствующие моментам времени, когда пациент выполнял задание; блок CSP spatial filter, реализующий фильтрацию сигнала методом common spatial patterns [6]. Последующая цепочка блоков нормализует данные путем вычисления функции $\log(x+1)$ от среднего квадратичных значений сигнала, и в таком виде данные подаются на вход классификаторов.

На выходе для каждого набора данных по количеству правильных и неправильных предсказаний были рассчитаны чувствительности для каждого класса (см. Таблицу 1). Также по каждому событию из набора данных была рассчитана латентность, как временной интервал между появлением стимула на экране и временем распознавания класса с вероятностью выше установленного порога 75%. Затем по этим данным с использованием критерия Манна-Уитни при статистической значимости $p < 0.05$ проверялась нулевая гипотеза о различии латентности при отработке одного классификатора на различных наборах данных (см. Таблицу 2), а также о различии латентности между классификаторами (см. Таблицу 3).

Результаты

В таблице 1 представлены основные параметры работы классификаторов: чувствительность для левого и правого класса, 1-й и 3-й квартили с медианой для латентности и максимальной вероятности. По совокупным показателям чувствительности для обоих классов лучшим оказался LDA. Латентность оказалась довольно значительной у всех классификаторов, наиболее быстродействующий – SVM (медианная латентность 1.82с), наименее – MLP (медианная латентность 3.04). Медианные вероятности распознавания не превышают уровня 90%.

В таблице 2 представлены значения достигнутого уровня значимости (p-value), рассчитанные на основе критерия Манна-Уитни, тех пар наборов данных, у которых нулевая гипотеза подтверждается сразу для всех классификаторов. Всего было получено 6 таких пар из 78

анализируемых. Явной тенденции в распределении значений не выявлено. В большинстве случаев обнаружены статистически значимые различия не только между результатами работы разных алгоритмов, но и между наборами данных, полученных в разное время у одного и того же человека.

Таблица 1. Основные показатели работы классификаторов

Классификатор	Чувствительность левый класс	Чувствительность правый класс	Задержка Q1, с	Задержка ME, с	Задержка Q3, с	Максимальная вероятность Q1	Максимальная вероятность ME	Максимальная вероятность Q3
LDA	0.72	0.86	2.15	2.55	2.89	0.73	0.82	0.92
SVM	0.54	0.84	1.54	1.82	2.47	0.83	0.90	0.97
MLP	0.43	0.90	2.32	3.04	3.58	0.63	0.68	0.75

Таблица 2. Сравнение латентности между наборами данных

1-ый набор данных	2-ой набор данных	LDA p-value	SVM p-value	MLP p-value
2	3	0.862988	0.726229	0.745553
2	4	0.226648	0.742244	0.543048
3	4	0.348564	0.991008	0.732957
6	8	0.402726	0.222015	0.089527
7	9	0.569578	0.09125	0.012379
9	14	0.632885	0.684896	0.447757

Заключение

В результате проведения анализа можно сделать следующие выводы:

1. LDA и SVM показали результаты, сравнимые с теми, которые наиболее часто встречаются в литературе. MLP в нашем случае показал неоправданно низкие результаты, что может быть связано с неподходящей архитектурой сети или/и неподходящим типом предобработки сигнала.
2. Полученные чувствительности и латентности говорят о низкой пригодности для использования данных структур ИМК в системах управления.
3. Несимметричное значение чувствительности для левого и правого класса, а также высокая вариабельность латентности распознавания команд у одного пациента в разное время, позволяет предположить, что основной причиной снижения качества работы алгоритмов являются электрофизиологические особенности каждого человека. Требуются дополнительные исследования влияния структуры и параметров электрической активности головного мозга на качество распознавания команд в интерфейсе мозг-компьютер.

Список использованных источников

1. Liu Y. et al. Functional Reorganization After Four-Week Brain-Computer Interface-Controlled Supernumerary Robotic Finger Training: A Pilot Study of Longitudinal Resting-State fMRI.
2. Lotte F. et al. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces //Journal of neural engineering. – 2007. – Т. 4. – №. 2. – С. R1.
3. Brodu N., Lotte F., Lécuyer A. Exploring two novel features for EEG-based brain-computer interfaces: Multifractal cumulants and predictive complexity //Neurocomputing. – 2012. – Т. 79. – С. 87-94.
4. Pfurtscheller G., Neuper C. Motor imagery and direct brain-computer communication //Proceedings of the IEEE. – 2001. – Т. 89. – №. 7. – С. 1123-1134.
5. Платформа OpenVibe официальный сайт [Электронный ресурс]. Режим доступа: свободный. Ссылка на ресурс: <http://openvibe.inria.fr/>. (Дата обращения: 01.22).
6. Afrakhteh S., Mosavi M. R. Applying an efficient evolutionary algorithm for EEG signal feature selection and classification in decision-based systems //Energy efficiency of medical devices and healthcare applications. – Academic Press, 2020. – С. 25-52.

Приложение А

Ниже на рисунке 1 представлена использованная реализация структур ИМК в OpenViBE: А – обучение модели CSP фильтра, В – обучение классификатора, С – тестирование ИМК

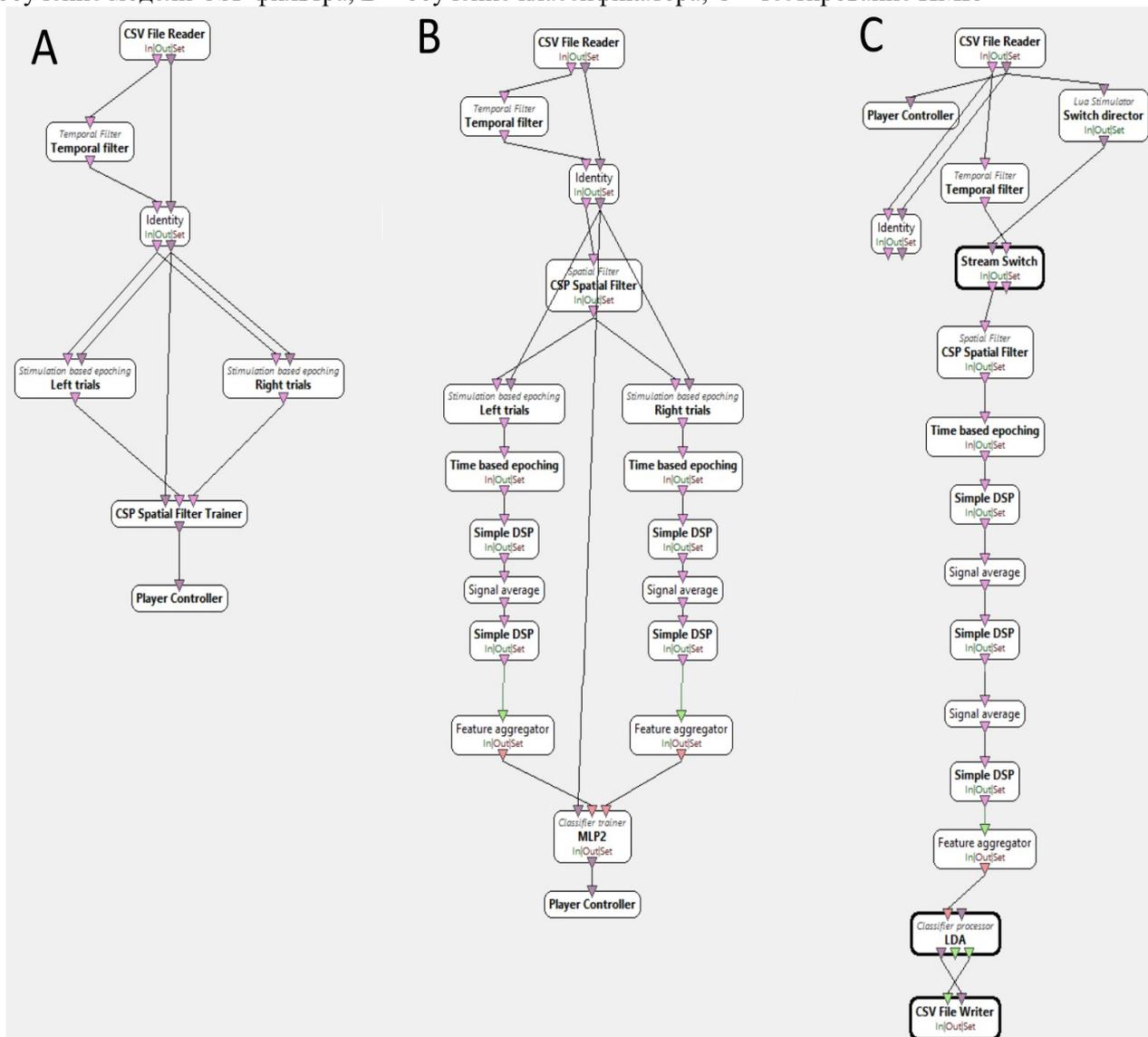


Рис. 1. Реализация структур ИМК в OpenViBE: А – обучение модели CSP фильтра, В – обучение классификатора, С – тестирование ИМК