



Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова

Факультет вычислительной математики и кибернетики

Кафедра математических методов прогнозирования

ПОДОПРИХИН Дмитрий Александрович

Распознавание паттернов в сигналах головного мозга

ДИПЛОМНАЯ РАБОТА

Научный руководитель:

к.ф.-м.н., доцент

С. И. Гуров

Москва, 2015

Содержание

Введение	4
1 Постановка задачи	6
1.1 Формальная постановка математической задачи классификации сигналов	6
1.2 Постановка задачи	7
2 Описание управляющих сигналов	8
2.1 Стационарное состояние зрительно вызванных потенциалов	8
2.2 Сигналы, возникающие при моргании глазами	9
3 Описание поставленных экспериментов и полученных данных	10
3.1 Описание оборудования	10
3.2 Постановка эксперимента для SSVEP-сигналов	11
3.3 Постановка эксперимента для снятия сигналов, содержащих моргания .	12
3.4 Описание игры «Лабиринт»	13
4 Формирование признакового пространства	15
4.1 Формирование признакового пространства для морганий глаз	15
4.2 Формирование признакового пространства для SSVEP-сигналов	19
4.3 Описание алгоритмов классификации	20
5 Экспериментальная проверка предложенных методов	21
5.1 Распознавание морганий глаз	22
5.2 Распознавание SSVEP-сигналов	25
6 Заключение	27
Приложение А. Матрицы ошибок	29
Список литературы	31

Аннотация

В настоящей дипломной работе представлен способ реализации игры «Лабиринт», основанный на распознавании паттернов в сигналах ЭЭГ. Управление в данной игре базируется на моргании глазами. В отличие от других методов, используемых для реализации взаимодействия человека с компьютером методами BCI, моргание глазами может быть распознано с высоким процентом качества. В работе предложены методы формирования признакового пространства для распознавания моргания глаз и проведено их сравнение с методом, основанным на анализе спектральной характеристики сигнала и используемым в большинстве BCI исследований по распознаванию морганий глаз.

Также в рамках данного исследования была реализована BCI система для распознавания SSVEP-сигналов, в которой генерация раздражителей осуществлялась при помощи светодиодов и платы Arduino. Распознавание SSVEP-сигналов осуществлялась при помощи канонического корреляционного анализа. Отметим, что интерфейсы, основанные на SSVEP, не требуют длительного обучения пользователя.

Наиболее важные результаты, представленные в настоящей дипломной работе, протестированы на группе из трех человек.

Введение

Значительное количество больных неврологическими заболеваниями не может полноценно контролировать движения определенных частей своего тела. Средства, создаваемые в рамках направления BCI (brain-computer interface), могут позволить им управлять и взаимодействовать со внешними устройствами, используя сигналы головного мозга.

Широкое распространение получили BCI-системы, базирующиеся на снятии электроэнцефалограмм (ЭЭГ). Благодаря появлению таких коммерческих устройств, как, например, Emotiv Eroc, данные системы вышли за пределы медицинских учреждений и стали доступны широкому кругу пользователей. Однако данные электроэнцефалографы обладают рядом недостатков: коммерческие устройства по качеству снимаемого сигнала уступают своим профессиональным аналогам; электроды покрывают не все участки головного мозга.

Существует несколько общих типов сигналов, которые используются для организации взаимодействия человека со внешними устройствами. Большинство из них перечислены в [7]. Однако из-за описанных выше недостатков многие из общих типов сигналов становятся неприменимы или показывают плохой результат при снятии сигналов с помощью коммерческих устройств. Вследствие этого возникает необходимость в разработке новых методов формирования признакового пространства для классификации ЭЭГ-сигналов. В данной работе в качестве управляющих сигналов рассматриваются два типа сигналов:

- сигналы, возникающие в ЭЭГ при моргании глазами;
- SSVEP (Steady State Visually Evoked Potentials) сигналы.

Несмотря на то, что моргание глаз в большинстве исследований рассматривается как артефакт, данный сигнал хорошо подходит для организации управления. Для классификации сигналов, связанных с морганиями, обычно используются методы, основанные на вычислении спектральных или статистических характеристик сигналов. Статистические методы считаются более эффективными в вычислительном плане, и поэтому лучше подходят для online-классификации¹. SSVEP-сигналы являются естественной ответной

¹Online-классификация — распознавание паттернов в реальном времени.

реакцией на визуальные раздражители определенной частоты. Данные сигналы также позволяют добиться высокого качества распознавания. Методы, основанные на SSVEP, не требуют длительного обучения пользователя, вследствие чего они получили широкое распространение. Принципиальная возможность извлечения SSVEP-сигналов из ЭЭГ сигналов, полученных при помощи устройства Emotiv Eroc, была показана в работах [15], [16].

В ходе данного исследования была реализована игра, состоящая в проведении метки на экране монитора по простому лабиринту (*игра «Лабиринт»*) при помощи морганий. При разработке игры для распознавания морганий глаз был предложен метод формирования пространства признаков. Классификация сигналов осуществлялась хорошо зарекомендовавшими себя на практике методами SVM и Random Forest. Данные классификаторы будут описаны в разделе 2.3. Игра реализована в системе MATLAB. Также была реализована система для распознавания SSVEP-сигналов, в которой генерация раздражителей осуществлялась при помощи светодиодов и платы Arduino. Классификация данных сигналов осуществляется при помощи канонического корреляционного анализа.

Первый раздел работы посвящен формальной постановке задачи классификации.

Во втором разделе описаны управляющие сигналы, используемые в данной дипломной работе.

Третий раздел содержит описание поставленных экспериментов для снятия ЭЭГ сигналов и описание игры «Лабиринт».

Далее в четвертом разделе приведены методы формирования признакового пространства для управляющих сигналов, а также описаны используемые алгоритмы классификации.

Пятый раздел посвящен вычислительным экспериментам: проведено тестирование игры «Лабиринт» и исследованы методы формирования признакового пространства, представленные в четвертом разделе. В заключении описаны основные результаты, полученные в рамках данной дипломной работы.

1 Постановка задачи

1.1 Формальная постановка математической задачи классификации сигналов

Пусть X — множество объектов, Y — конечное множество ответов, а $y : X \rightarrow Y$ — отображение, значение которого известно лишь на множестве объектов $\{x^1, \dots, x^l\} \subset X$. *Признаком объекта* называется отображение $f : X \rightarrow \mathbb{R}^n$, где \mathbb{R}^n — множество значений признака. Каждый объект x^i представлен *признаковым описанием* (f_1, \dots, f_k) . Совокупность $X^l = \{(x^i, y^i)\}_{i=1}^l$, где $y^i = y(x^i)$, называется *обучающей выборкой*. Необходимо построить отображение $a : X \rightarrow Y$, аппроксимирующее исходное отображение y на всем X . Обычно отображение a выбирается из фиксированного семейства параметрических отображений. В данном исследовании объектами являются многомерные сигналы. Каждый многомерный сигнал состоит из 14-ти одномерных. Таким образом, за одну секунду аппаратура регистрирует $14 \times 128 = 1792$ признаков. Интервал между соседними отсчетами составляет примерно 7,8 мс. Задача формирования информативного признакового пространства меньшей размерности обусловлена:

- зависимостью признаков;
- наличием малоинформативных и шумовых признаков.

Данная задача является важной частью построения алгоритмов распознавания, поскольку от эффективности ее решения существенно зависит решение всей задачи.

В дальнейшем каждый объект x будем описывать матрицей $x = \|f_{ij}\|_{14 \times n}$, где $f_i = (f_{i1}, \dots, f_{in})$ — сигнал, соответствующий i -му электроду; n — число отсчетов сигнала.

Оценка качества классификации Оценку полученных алгоритмов будем проводить следующим образом. Разобьем выборку $X^l = \{(x^i, y^i)\}_{i=1}^l$ случайным образом на две равные части k раз (не ограничивая общности, полагаем, что l четное) $X^l = X_{\text{train}}^i \sqcup X_{\text{test}}^i$, $i = \overline{1, k}$. Обучим классификатор $a(\cdot)$ на выборке X_{train}^i и оценим его качество на выборке X_{test}^i по формуле:

$$Q(X_{\text{train}}^i, X_{\text{test}}^i) = \frac{2}{l} \sum_{(x,y) \in X_{\text{test}}^i} [a(x) = y],$$

где $[x = y]$ — скобки Айверсона. Выполним данное действие для каждого разбиения и вычислим значение $Q(a)$:

$$Q(a) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k Q(X_{\text{train}}^i, X_{\text{test}}^i),$$

которое и будет использоваться для оценки качества классификации. В дальнейшем если специально не оговорено, качество классификации будем понимать в смысле данного функционала.

1.2 Постановка задачи

Нейрокомпьютерный интерфейс (brain-computer interface, BCI) – система, основной целью которой является организация взаимодействия между человеком и внешними устройствами посредством сигналов головного мозга. Широкое распространение получили интерфейсы, основанные на извлечении данных из ЭЭГ сигналов. Отметим, что к таким BCI системам относятся также нейрокомпьютерные интерфейсы, управление в которых осуществляется при помощи шумовых сигналов, содержащихся в ЭЭГ (например, сигналов, возникающих при моргании глазами). Схема стандартной BCI системы представлена на рис. 1. Отметим лишь, что под обратной связью понимается как результат



Рис. 1. Упрощенная схема нейрокомпьютерного интерфейса.

выполнения распознанной команды, так и генерация раздражителей, используемых для стимуляции управляющих сигналов. Заметим, что представление стимуляторов используется не во всех BCI экспериментах.

В рамках данной дипломной работы необходимо было реализовать нейрокомпьютерный интерфейс, снятие данных в котором осуществляется при помощи коммерческого устройства Emotiv Eros, и в частности игру «Лабиринт», описанную в разделе 3.4.

2 Описание управляющих сигналов

2.1 Стационарное состояние зрительно вызванных потенциалов

Стационарное состояние зрительно вызванных потенциалов (Steady State Visually Evoked Potentials, SSVEP) – сигналы, являющиеся естественной ответной реакцией на визуальные раздражители определенной частоты. Когда сетчатка возбуждена визуальным раздражителем, мозг генерирует электрическую активность с той же частотой (или кратной ей), что и визуальный стимулятор. Данный эффект наблюдается при использовании визуального стимулятора с частотой от 3,5 Гц до 75 Гц. Наиболее ярко данная реакция наблюдается в затылочной области головного мозга, т.к. в затылочной области сосредоточена зрительная кора. Методы, основанные на SSVEP, не требуют длительного обучения пользователя, вследствие чего они получили широкое распространение.

Управление в BCI осуществляется следующим образом. Пользователю предлагают сосредоточиться на одном из возбудителей, мерцающих с разной частотой. Благодаря ответной реакции становится возможно определить, на каком раздражителе сосредоточился пользователь. В зависимости от выбранного пользователем раздражителя выполняется соответствующая BCI команда.

В большинстве экспериментов визуальные раздражители генерируются либо с помощью мерцания светодиодов, либо с помощью представления мерцающих прямоугольников на экране монитора. Остановимся более подробно на достоинствах и недостатках данных методов.

Светодиоды позволяют создать возбудители в произвольном частотном диапазоне (под произвольностью будем понимать диапазон имеющий смысл для данного эксперимента), и выбрать те частоты, на которых наблюдается наиболее сильная ответная реакция. К недостаткам можно отнести необходимость приобретения дополнительного оборудования помимо компьютера и электроэнцефалографа.

Методы, основанные на представлении стимулов при помощи мерцания экрана монитора, имеют ограничения по частоте. Доступные частоты должны быть кратны частоте обновления экрана. К достоинствам можно отнести отсутствие дополнительного оборудования.

Как показывает практика, светодиоды создают более сильную ответную реакцию, нежели экран монитора. Вследствие этого для дальнейших исследований будут использоваться светодиоды. Принципиальная возможность извлечения SSVEP-сигналов из ЭЭГ сигналов, полученных при помощи устройства Emotiv Epos, была показана в работах [15], [16].

2.2 Сигналы, возникающие при моргании глазами

В данном разделе будут рассмотрены сигналы, возникающие при моргании глазами. Как правило они являются артефактами как в исследованиях, посвященных ВСІ, так и клинических исследованиях, опирающихся на ЭЭГ. Тем не менее моргание глазами хорошо подходит в качестве управляющих сигналов. В свою очередь, моргание глазами можно разделить на три типа: рефлексивное, добровольное (намеренное моргание) и спонтанное [5]. *Спонтанное моргание* связано с психо-физиологическим состоянием человека и в дальнейшем рассматриваться не будет. Намеренное моргание, в отличие от рефлексивного, затрагивает множество зон коры больших полушарий. В дальнейшем под морганием будем понимать *добровольное*, а *рефлексивное* относить к нейтральному состоянию.

При записи ЭЭГ наблюдаются скачки; пример приведен на рис. 2. Величина скачков и временной интервал, за который происходит скачок, зависит от длительности моргания и от того, насколько сильно были сжаты круговые мышцы глаза. Для классификации сигналов, связанных с морганиями, обычно используются методы, основанные на вычислении спектральных или статистических характеристик сигналов.

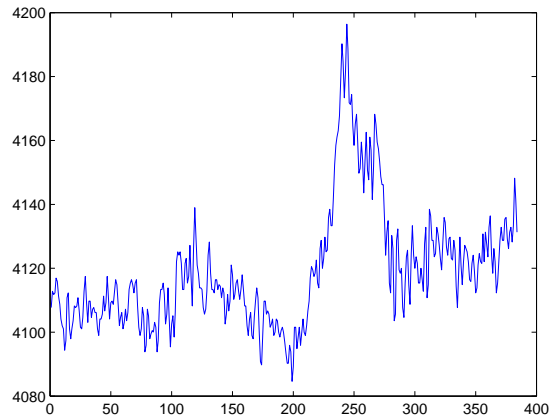


Рис. 2. Сигнал ЭЭГ, содержащий моргание (канал F7).

3 Описание поставленных экспериментов и полученных данных

3.1 Описание оборудования

Для снятия сигнала использовался портативный энцефалограф Emotiv Eroc (рис. 3). Данное устройство позволяет измерить разность потенциалов, возникающую в простой электрической цепи, проведенной между сигнальным (signal electrode) и базовым электродом (reference electrode). Кратко опишем технические характеристики устройства, основные достоинства, благодаря которым оно стало настолько популярным, и недостатки, осложняющие работу с ним. Emotiv Eroc содержит 16 электродов: 14 сигнальных и 2 базовых электрода. Согласно международной системе размещения электродов «10-20» сигнальные электроды устройства располагаются в позициях $AF3$, $AF4$, $F7$, $F8$, $F3$, $F4$, $FC5$, $FC6$, $T7$, $T8$, $P7$, $P8$, $O1$ и $O2$, а базовые – в позициях $P3$ и $P4$. Внутренняя частота дискретизации составляет 2048 Гц, однако после встроенной фильтрации и понижения разрешения, частота дискретизации понижается до 128 Гц. Полученный сигнал содержит частоты от 0,16 до 43 Гц. К достоинствам данного устройства можно отнести:

- относительно низкую стоимость;
- доступность;
- портативность;
- простоту настройки и использования.



Рис. 3. Коммерческий электроэнцефалограф Emotiv EPOC.

Однако помимо объявленных достоинств устройство обладает рядом недостатков:

- качество снимаемого сигнала сильно ниже, чем у профессиональных электроэнцефалографов;
- электроды покрывают не все участки головного мозга;
- положение электродов может отклоняться от системы «10-20» у некоторых пользователей.

3.2 Постановка эксперимента для SSVEP-сигналов

Система для представления стимулов содержится на рис. 4. Более подробно остановимся на данной системе. Генератор стимулов базируется на Arduino – аппаратной вычислительная платформа, основными компонентам которой являются простая плата ввода/вывода с микроконтроллером и среда разработки на языке Processing/Wiring. К данному микроконтроллеру подключается макетная плата с тремя группами светодиодов. Слева и справа расположены две группы красных светодиодов для предъявления стимулов, по центру – зеленый светодиод для информирования испытуемого о том, на какой группе светодиодов сосредоточится. В дальнейшем первую группу будем имено-

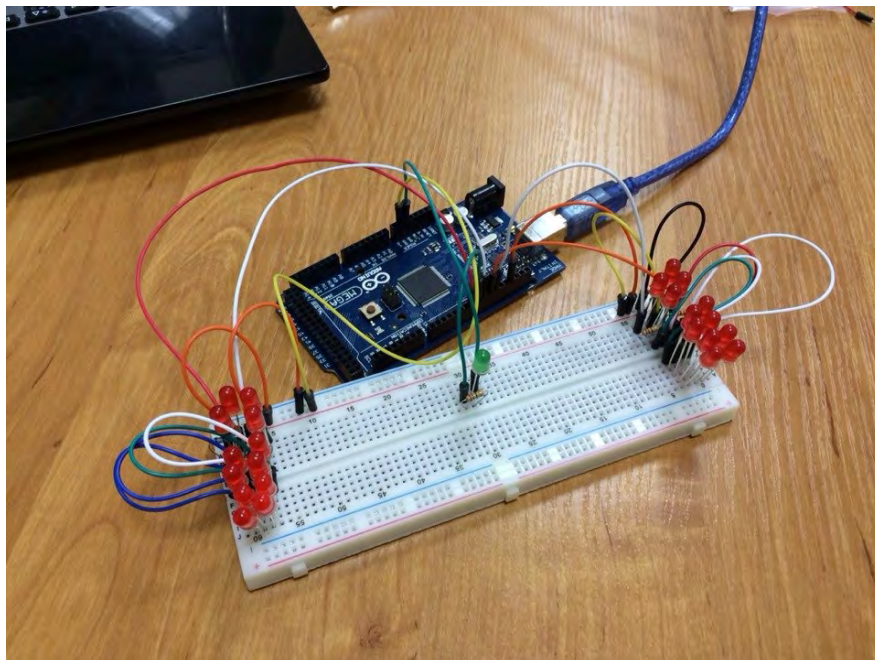


Рис. 4. Система для генерации стимулов.

вать A_1 , а вторую – A_2 . Зеленый светодиод может мерцать с частотой один или два герца, что соответствует тому, что пользователь должен смотреть на группу A_1 или A_2 . Во время записи данных центральный светодиод не мерцает. Таким образом в данном эксперименте имеются два класса. Запись данных состояла из нескольких итераций (описание итерации будет приведено далее), перерыв между которыми составлял две секунды. Во время перерыва все светодиоды были выключены. Схема итерации:

- мерцает зеленый светодиод;
- перерыв одна секунда (все светодиоды выключены);
- подается напряжение на группы красных светодиодов и в течение 8 сек происходит запись сигнала.

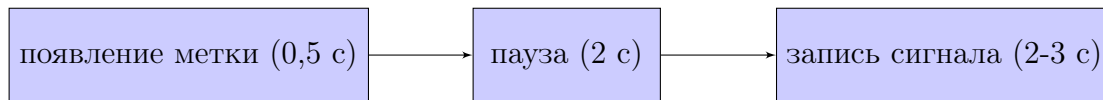
Классификация полученных данных будет осуществляться на два класса.

3.3 Постановка эксперимента для снятия сигналов, содержащих моргания

Моргания глазами будут использоваться в дальнейшем для управления игрой «Лабиринт», которая будет описана в разделе 3.4. Перед непосредственным этапом игры

проводится обучение классификаторов. Данные для обучения представляют собой сигналы, содержащие распознаваемые классы: моргание правым и левым глазом, моргание двумя глазами, двукратное моргание двумя глазами, отсутствие моргания.

Испытуемому предлагалось в течение некоторого промежутка времени выполнять действия, изображенные на экране монитора (в дальнейшем данный промежуток времени будем называть *сессией*, а появление и выполнение каждого действия — *итерацией*). Каждая сессия включала в себя от 10 до 120 итераций, перерывы между итерациями составляли 2 с. Описание итерации представлено на диаграмме:



На каждой итерации испытуемому предлагалось моргнуть в соответствии с меткой (для избежания адаптации метки вспыхивали в случайном порядке согласно равномерному распределению). Типы меток: моргнуть левым глазом — «left wink», моргнуть правым глазом — «right wink», моргнуть двумя глазами — «blink», моргнуть двумя глазами два раза — «double blink», не моргать — «neutral». Заметим, что класс «neutral» может содержать рефлексивные моргания. Испытуемый должен был моргать в тот момент, когда на экране появлялась надпись «запись сигнала». В некоторых сессиях присутствовала только часть меток.

3.4 Описание игры «Лабиринт»

Алгоритм распознавания сигналов, содержащих моргания, который будет описан в разделе 4, был применен при реализации игры «Лабиринт». Далее мы опишем графический пользовательский интерфейс, правила игры, а также модель управления.

Графический интерфейс представлен на рис. 5. Синий круг — цель, до которой необходимо добраться игроку, красный квадрат — игрок, а черные полосы — стены, через которые нельзя проходить. Красный квадрат движется с постоянной скоростью в выбранном направлении, а игрок может менять направление его движения. Доступны четыре направления: **вверх**, **влево**, **вниз** и **вправо** (угол между соседними направлениями составляет 90°). При старте задается направление **вверх**. Зеленый цвет (сторона квадрата) указывает сторону, в направлении которой движется квадрат. Чтобы сменить направ-

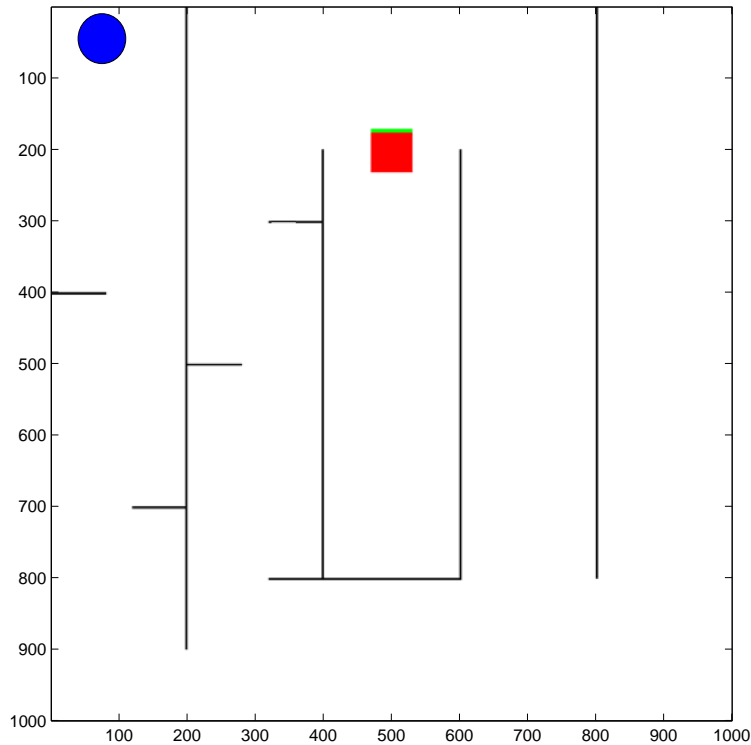


Рис. 5. Графический интерфейс игры «Лабиринт».

ление движения, т.е. совершить поворот зеленой стороны, необходимо моргнуть. При моргании левым глазом совершается поворот против часовой стрелки, правым — по часовой. На рис. 6 представлен алгоритм работы программы.

Отметим, что смена направления происходит только в том случае, если классификатор обнаружил в сигнале моргание. В противном случае объект продолжает движение без смены направления. Классификатор направлений движения представляет собой композицию двух более простых классификаторов. Первый из них (classifier 1) определяет, содержит ли сигнал моргание, а второй (classifier 2) — каким глазом оно выполнено.

Наилучшим достигаемым временем будем называть минимальный промежуток времени, за которое игрок может попасть из точки, в которой он стартовал, в точку, где расположена цель, с учетом того, что разрешено изменять направление движения объекта раз в две секунды и только либо по часовой, либо против часовой стрелки. Отметим, что расположение стенок лабиринта, а также место старта игрока и конечная цель фикс-

сированы во всех экспериментах. При оценке качества игры будем оценивать время, затраченное игроком на прохождение игры, с наилучшим достигаемым временем.

4 Формирование признакового пространства

В большинстве исследований, посвященных распознаванию морганий глаз, в качестве признаков используются спектральные характеристики, в частности коэффициенты преобразования Фурье. Однако данные работы чаще всего ограничиваются распознаванием на два класса: сигналы, содержащие моргания, и открытые глаза. Данная проблема получила более широкое распространение по сравнению с многоклассовой задачей распознавания по причине того, что моргания являются артефактом, сильно искажающим исходный сигнал и который затрудняет извлечение признаков для исходных управляющих сигналов. Вследствие этого для увеличения качества работы ВСИ-систем участки сигнала содержащие моргания необходимо либо автоматически удалять (двухклассовая классификация), либо корректировать (например, при помощи ИСА). В данной работе в качестве базового метода извлечения признаков будем рассматривать быстрое преобразование Фурье.

4.1 Формирование признакового пространства для морганий глаз

Предобработка сигнала включала в себя удаление постоянного амплитудного смещения (direct current offset) и фильтрацию. Согласно [6] спектральная плотность сигнала, содержащего моргания, сосредоточена в полосах 0,5-3 Гц и 8-13 Гц. Фильтрация производилась полосовым фильтром Баттерворта 5-го порядка с полосой пропускания $0,1 < f < 20$ Гц.

Признаковое пространство для classifier 1. На первом шаге необходимо отличить сигнал, содержащий моргание («all blinks»), от нейтрального состояния («neutral»). В данном разделе под морганием мы понимаем как моргание двумя глазами, так и моргание левым или правым глазом.

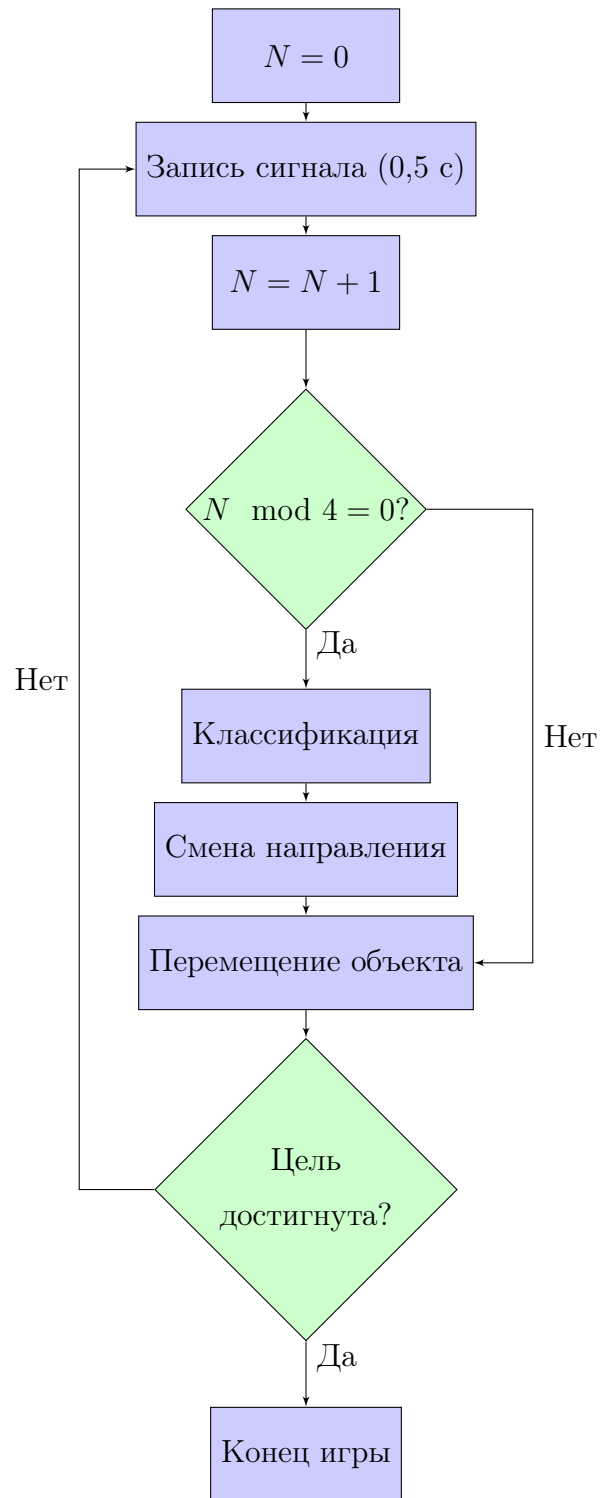


Рис. 6. Схема игры «Лабиринт».

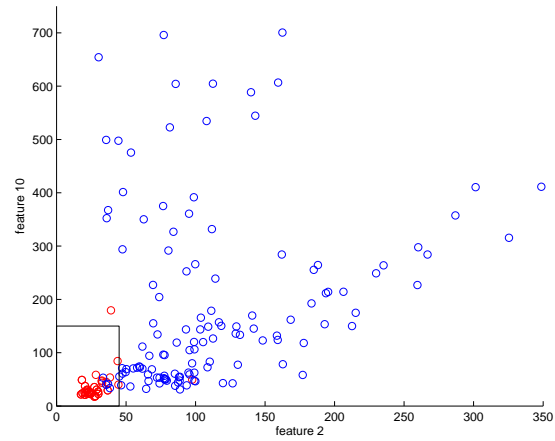
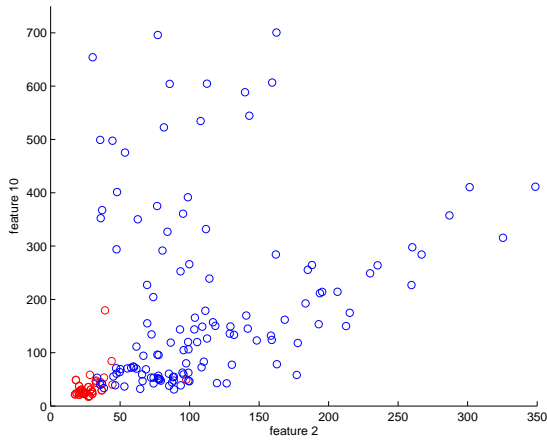


Рис. 7. Красные круги — объекты класса «neutral», синие круги — объекты класса «all blinks».

Перейдем к новому признаковому описанию следующим образом:

$$f_i^n = \max_{j=1, \dots, n-k} |f_{i,j+k} - f_{i,j}|.$$

Эксперименты показали, что наилучший результат достигается при рассмотрении двух каналов: второго (F7) и десятого (F4), и значения параметра k равном 10. Анализируя рис. 7, можно заметить, что данные два класса хорошо разделимы.

Признаковое пространство для classifier 2. В данном разделе будет предложен метод формирования признакового пространства и рассмотрен стандартный метод, основанный на FFT (Fast Fourier Transform), для классификации сигналов четырех классов «left wink», «right wink», «double blink» и «blink».

Method 1. Пусть $x = (x_1, \dots, x_n)$, $y = (y_1, \dots, y_n)$ — два одномерных сигнала. Тогда коэффициент корреляции между векторами вычисляется по формуле:

$$r(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}},$$

где

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i.$$

Далее X^l — исходная выборка. Для выявления закономерностей рассмотрим моргания, вызванные сильным сжатием круговых окологлазных мышц.

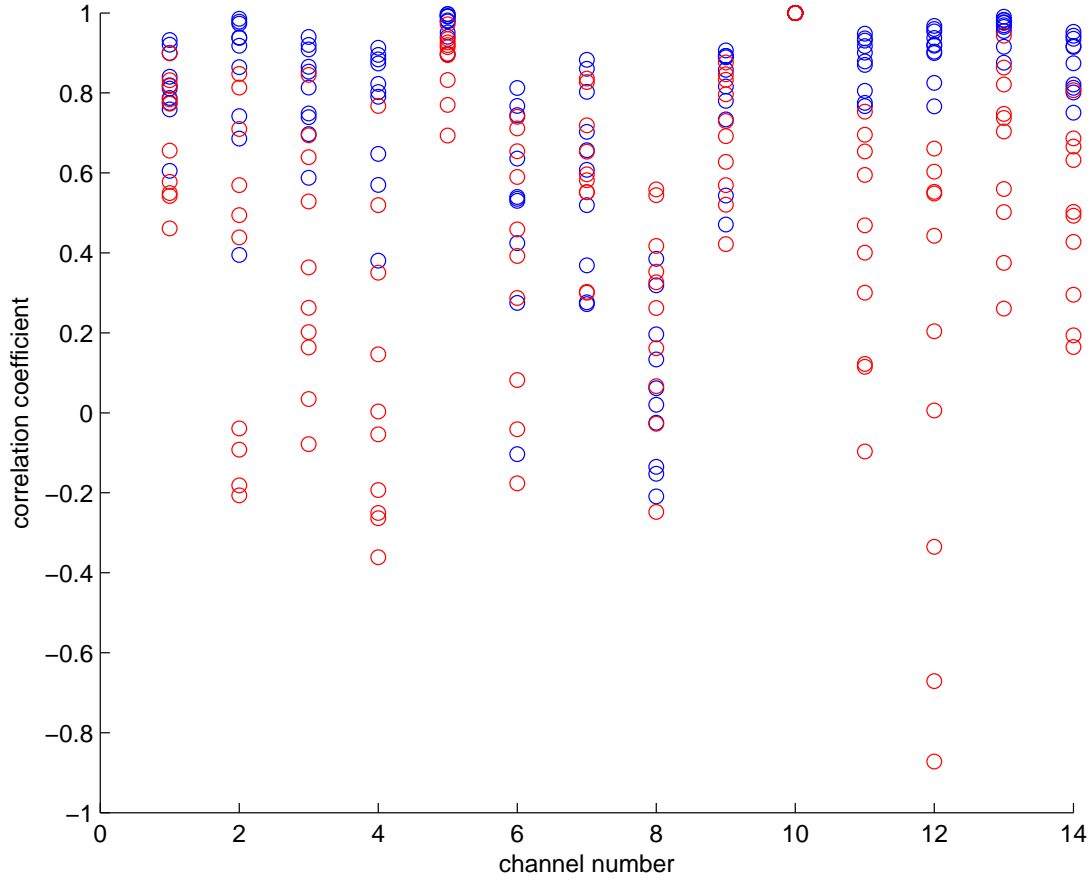


Рис. 9. Коэффициент корреляции между десятым и i -м каналом, где $i = \overline{1, 14}$, для классов «blink» и «left wink».

Результат вычисления коэффициента корреляции между десятым и i -ым каналом, где $i = \overline{1, 14}$, для классов «blink» и «left wink» представлен на рис. 9. Как можно заметить, сигналы неплохо различимы. В дальнейшем будем рассматривать моргания, соответствующие обычному сжатию круговых мышц.

Для каждой пары одномерных сигналов f_i, f_j вычислим r_{ij} , $1 \leq i < j \leq 14$. Это позволяет перейти к новому признаковому описанию, состоящему из 91 признака.

Пусть (f_{1j}, \dots, f_{kj}) — описание объекта x_j в новом признаковом пространстве. Произведем нормировку признаков:

$$f_{i, \max} = \max_{j \in \overline{1, l}} f_{ij}$$

$$f_{i, \min} = \min_{j \in \overline{1, l}} f_{ij}$$

$$f_{ij} = \frac{f_{ij} - f_{i,\min}}{f_{i,\max} - f_{i,\min}}$$

Method 2. Воспользовавшись FFT, вычислим его амплитудные характеристики. Поставим в соответствие каждому каналу f_i вектор (A_{i1}, \dots, A_{ik}) , где A_{ij} — амплитуда, соответствующая частоте j Гц. Исходя из экспериментов, параметр k примем равным 20. Тогда сигнал x описывается как вектор $(A_{1,1}, \dots, A_{1,k}, A_{2,1}, \dots, A_{14,k})$.

4.2 Формирование признакового пространства для SSVEP-сигналов

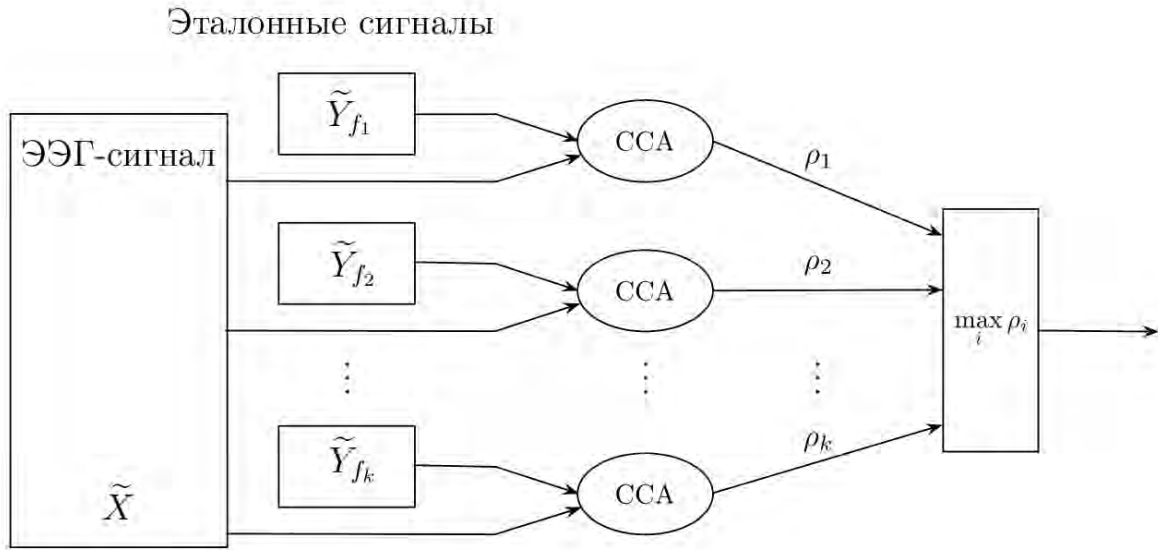


Рис. 10. Схема алгоритма классификации SSVEP-сигналов на k классов.

Предобработка сигнала включала в себя дифференцирование сигнала и фильтрацию. Фильтрация производилась полосовым фильтром Баттерворта 5-го порядка с полосой пропускания $5 < f < 28$ Гц.

Для распознавания SSVEP-сигналов будем использовать хорошо зарекомендовавший себя канонический корреляционный анализ (CCA canonical correlation analysis). Данный способ выявления SSVEP-сигналов был впервые предложен в статье [18], в которой также было показано превосходство CCA над широко используемыми методами оценки спектра на основе FFT. Пусть X — многомерный сигнал, $\tilde{X} = (x(1), \dots, x(n))$, где $x(i) \in \mathbb{R}^{c \times 1}$ — измерение сигнала в момент времени i , c — количество каналов. Будем предполагать, что сигнал был предварительно центрирован.

$$\rho_m = \max_{w_x, w_y} \rho(x, y) = \max_{w_x, w_y} \frac{\mathbb{E}x^T y}{\sqrt{\mathbb{E}x^T x \mathbb{E}y^T y}} =$$

$$\max_{w_x, w_y} \frac{\mathbb{E}w_x^T X Y^T w_y}{\sqrt{\mathbb{E}w_x^T X X^T w_x \mathbb{E}w_y^T Y Y^T w_y}} \approx \max_{w_x, w_y} \frac{w_x^T \tilde{X} \tilde{Y}^T w_y}{\sqrt{w_x^T \tilde{X} \tilde{X}^T w_x w_y^T \tilde{Y} \tilde{Y}^T w_y}}$$

$$y(i) = \begin{pmatrix} \sin(2\pi f_m t_i) \\ \cos(2\pi f_m t_i) \\ \vdots \\ \sin(2\pi H f_m t_i) \\ \cos(2\pi H f_m t_i) \end{pmatrix}, \quad t_i = \frac{i}{F},$$

где H – число гармоник, F – частота дискретизации сигнала, снимаемого электроэнцефалографом. Частоту группы светодиодов, на которой сконцентрировался пользователь, будем вычислять по формуле:

$$\hat{m} = \operatorname{argmax}_m \rho_m, \quad m = 1, \dots, k. \quad (1)$$

Полная схема алгоритма представлена на рис. 10. Подробное описание метода можно найти, например, в [17], [19].

4.3 Описание алгоритмов классификации

После формирования признакового пространства происходит процедура классификации. Кратко опишем классификаторы, использующиеся в данной дипломной работе.

Support Vector Machine. Основная идея SVM заключается в разделении данных $X \in \mathbb{R}^n$ на два класса путем нахождения вектора весов $\omega \in \mathbb{R}^n$ и порога b , максимизирующих минимальное расстояние между объектами выборки и гиперплоскостью, задаваемой уравнением: $y = \omega x + b$ [4]. Задача нахождения параметров сводится к оптимизационной задаче, которая имеет эффективное решение:

$$\begin{cases} \frac{1}{2} \langle w, w \rangle + C \sum_{i=1}^n \xi_i \rightarrow \min_{w, w_0, \xi_i} ; \\ y_i (\langle w, x_i \rangle - b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, \dots, l ; \\ \xi_i \geq 0. \end{cases} \quad (2)$$

Переход к нелинейным разделяющим плоскостям осуществляется путем введения ядерных функций. Наибольшую популярность получили радиальные базисные функции:

$$f(x, y) = \exp(-R \|x - y\|).$$

SVM с данным ядром называется RBF-SVM. Реализация линейного SVM взята из библиотеки LibLinear [11], а RBF-SVM – из LibSVM [12].

Random Forest. Random forest — алгоритм машинного обучения, заключающийся в использовании комитета (ансамбля) решающих деревьев. В качестве ответа алгоритм выдает тот класс, за который проголосовало большинство деревьев [13]. Random forest сочетает в себе две основные идеи: метод бэггинга и метод случайных подпространств. Идея метода бэггинга заключается в том, что каждый алгоритм композиции строится по выборке, полученной из исходной методом бустреппинга. Бэггинг позволяет объединить несмещенные, но чувствительные к составу обучающей выборки, алгоритмы в несмещенную композицию с низкой дисперсией. Метод случайных подпространств заключается в том, что при построении деревьев для разделения каждого узла на поддеревья используется только некоторый небольшой случайный набор признаков из множества всех признаков. Данный метод позволяет понизить корреляцию между деревьями. Реализация метода взята из системы MATLAB.

5 Экспериментальная проверка предложенных методов

Сравнение различных методов формирования признакового пространства — достаточно сложная задача в области ВСІ, так как качество методов сильно зависит от модели электроэнцефалографа, продолжительности сигнала, выбранных электродов. Тестирование алгоритмов на группе из нескольких людей является неотъемлемой частью исследования любых ВСІ интерфейсов, т.к. ЭЭГ характеристики могут сильно варьироваться от человека к человеку и для одного человека во времени. Для Emotiv Eros помимо причин проявления данных различий, присущих всем электроэнцефалографам и связанных с естественной работой мозга, добавляются причины, обусловленные особенностью архитектуры электроэнцефалографа: электроды жестко фиксированы на пластмассовых держателях, и их расположение может сильно отклоняться от системы «10-20» в случае нестандартной формы черепа, с учетом того, что запатентованная система будет фиксировать поступление хорошего сигнала со всех электродов. Также даже соблюдение инструкции по надеванию шлема не гарантирует того, что все электроды будут в заявленных местах. Вследствие этого все алгоритмы необходимо тестировать не только

на разных людях, но и в несколько подходов. Несмотря на то, что моргания и SSVEP являются более устойчивыми к такой вариации, они все равно подвержены изменению. В данном разделе дипломной работы будут представлены результаты тестирования методов формирования признакового пространства, рассмотренных в разделе 4. Тестирование алгоритмов классификации на два класса: «left wink» и «right wink», «neutral» и «all blinks»; метода классификации SSVEP-сигналов, а также игры «Лабиринт» проводилось на трех испытуемых. В дальнейшем первого испытуемого будем именовать S_1 , второго – S_2 , третьего – S_3 .

5.1 Распознавание морганий глаз

Для классификации сигналов, содержащих моргания глазами, использовались алгоритмы Random forest, SVM, RBF-SVM, описанные в разделе 4.3. Помимо указанных, были исследованы другие алгоритмы, такие как Neural Networks с различной архитектурой, AdaBoost и k-Nearest Neighbors [8], [14]. Однако данные методы в работе не представлены, так как они показали более низкий результат. Подбор всех приведенных параметров осуществлялся методом скользящего контроля на данных, полученных с первого испытуемого.

Классификация сигналов «neutral» и «all blinks». В результате экспериментов была записана выборка из 328-ти объектов для первого испытуемого: 228 класса «neutral», 100 — класса «all blinks». Длительность большинства сигналов равна 2 с, однако встречаются сигналы и продолжительностью 3 с. Данные записывались в течение трех дней. Основываясь на введенном выше признаковом описании, рассмотрим классификатор вида:

$$y = (f_2 \leq c_2) \& (f_{10} \leq c_{10}),$$

где c_2, c_{10} — пороговые значения для признаков f_2, f_{10} соответственно.

В результате экспериментов были получены оптимальные значения порогов $c_2 \in [44; 47]$, $c_{10} \in [85,5; 294]$, при которых качество классификации составляет 97% (рис. 8). Варьируя значения порогов, мы задаем чувствительность к слабым и рефлексивным морганиям. Чем больше значения порогов, тем менее чувствительный классификатор. Так как при управлении объектом нежелательно относить слабые или рефлексивные моргания, а также нейтральное состояние к классу «all blinks», то значительно завысим

значения порогов. Анализируя рис. 8, нетрудно видеть, что наибольшее значение для качества классификации играет признак f_2 . Рассмотрим зависимость качества классификации от значения c_2 , которая представлена на рис. 11.

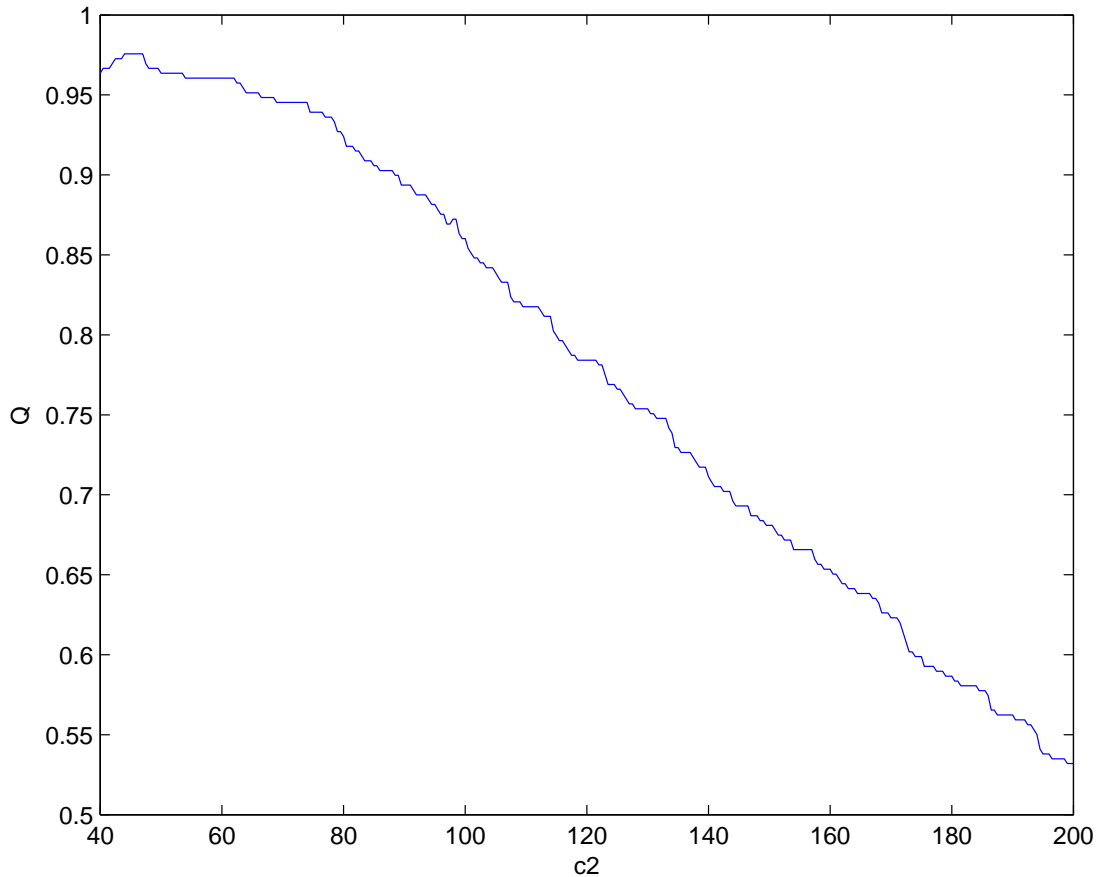


Рис. 11. Зависимость качества классификации Q от параметра c_2 .

Можно заметить, что при $c_2 \in [44; 76]$ качество классификации несильно отличается от наилучшего, и поэтому в дальнейшем положим $c_2 = 60$.

Для остальных двух испытуемых была записана выборка, содержащая 100 морганий – по 25 морганий на каждый из четырех классов (классы: «left wink», «right wink», «blink», «double blink»), а также 100 сигналов класса «neutral». Данные сигналы были записаны в три дня. Все сигналы имели продолжительность две секунды. Алгоритм классификации с подобранными ранее параметрам ($c_2 = 60$ и $c_{10} = 80$) показал качество равное 96% для S_2 , 98% – для S_3 и 97% для S_1 на тестовой выборке.

Классификация сигналов «left wink», «right wink», «blink» и «double blink». В результате экспериментов была записана выборка из 111-ти объектов для

испытываемого S_1 : 26 — класса «left wink»; 32 — класса «right wink»; 22 — класса «double blink»; 31 — «blink». Данные были записаны в один день. Продолжительность сигналов — 2 с. Классификацию будем проводить с помощью SVM, RBF-SVM и Random Forest.

Заметим, что функционал Q не позволяет оценить ошибку классификатора на уровне отдельных классов, поэтому для решения данной проблемы рассмотрим матрицу ошибок (confusion matrix). Элемент матрицы, находящийся на пересечении j -го столбца и i -й строки, соответствует числу объектов класса j , отнесенных к классу i . Более подробное описание содержится в [10]. Матрицы ошибок для данных методов классификации представлены на рис. 13-18 в приложении А. Для удобства в данных таблицах каждому названию класса поставлено в соответствие натуральное число: «left wink» — 1, «right wink» — 2, «double blink» — 3, «blink» — 4. Наилучший результат показал SVM с method 2. Отметим, что при формировании признакового пространства с помощью method 1 классы «blink» и «double blink» плохо различимы между собой. Однако наибольший интерес в рамках работы представляет классификация на два класса: «left wink» и «right wink», т.к. именно с их помощью осуществляется управление.

Классификация сигналов «left wink» и «right wink».

Данные записывались в течение двух дней, по три сессии в день (сессии различной продолжительности, т.к. испытуемый иногда уставал). В результате было записано 80 объектов класса «left wink», 79 — класса «right wink» для S_1 , и по 50 сигналов каждого класса для S_2 и S_3 . Длительность сигналов составляла 2 с. Для классификации рассмотрим алгоритмы Random Forest, SVM, RBF-SVM. Наилучшее качество для различных классификаторов представлено в таблице:

Алгоритм решения	S_1	S_2	S_3
RBF-SVM ($R = 0,5$) + method 1	0,93	0,90	0,91
Random forest (600 деревьев) + method 1	0,97	0,95	0,96
SVM + method 1	0,95	0,92	0,94
SVM + method 2	0,90	0,86	0,91
RBF-SVM ($R = 0,125$) + method 2	0,83	0,84	0,86
Random forest (600 деревьев) + method 2	0,93	0,87	0,91

Отметим, что при классификации на два класса, «left wink» и «right wink», наилучший результат показал алгоритм Random Forest с предложенным методом формирования признакового пространства (method 1). Среднее качество классификации для трех пользователей на данном методе достигает 96%.

Игра «Лабиринт» Для представленного на рис. 5 лабиринта наилучшее достигаемое время составляет 1 минуту 48 сек (108 сек). Каждому из трех испытуемых предлагалось сыграть в игру 10 десять раз. Среднее время, а так же результат для каждой игры представлены в таблице ниже:

Номер игры	S_1	S_2	S_3
1	126	128	132
2	124	124	128
3	126	126	120
4	120	120	126
5	124	130	122
6	116	124	130
7	122	120	124
8	122	122	120
9	118	124	126
10	120	118	126
среднее время(сек)	121,8	123,6	125,4

Таким образом получаем, что среднее время, требуемое на один проход по лабиринту, несильно отличается от эталонного, но все же превосходит его. Основная причина этого заключается в том, что игрок не может точно угадать идеальный момент для поворота и поэтому для того, чтобы не врезаться в стену, проезжает лишнее расстояние.

5.2 Распознавание SSVEP-сигналов

Тестирование алгоритма классификации SSVEP-сигналов производилось на тех же испытуемых, что и алгоритм распознавания морганий. Качество классификации в данном разделе будем вычислять как долю правильно распознанных частот. Для снятия сигнала использовалось четыре канала $P8$, $P7$, $O1$ и $O2$.

Пусть исходный многомерный сигнал $\tilde{X} = (x(1), \dots, x(n))$ состоит из n отсчетов. Разделим его на части следующим образом:

$$\tilde{X}_0 = (x(1), \dots, x(l));$$

$$\tilde{X}_2 = (x(1+p), \dots, x(l+p));$$

...

$$\tilde{X}_m = (x(1+mp), \dots, x(l+mp)),$$

где $l + mp \leq n$. Для каждого \tilde{X}_i по формуле (1) вычисляем \hat{i} , и затем берем наиболее часто встречающуюся класс в качестве класса исходного сигнала \tilde{X} . Положим $n = 128 \times 8 = 1024$, $p = 32$, $l = 256$, $m \leq 24$. Раздражители генерировались с частотой 9 и 13 Гц. Для каждого испытуемого было записано по 60 сигналов каждого класса. Результаты зависимости качества классификации от k представлен на рис. 12. Отме-

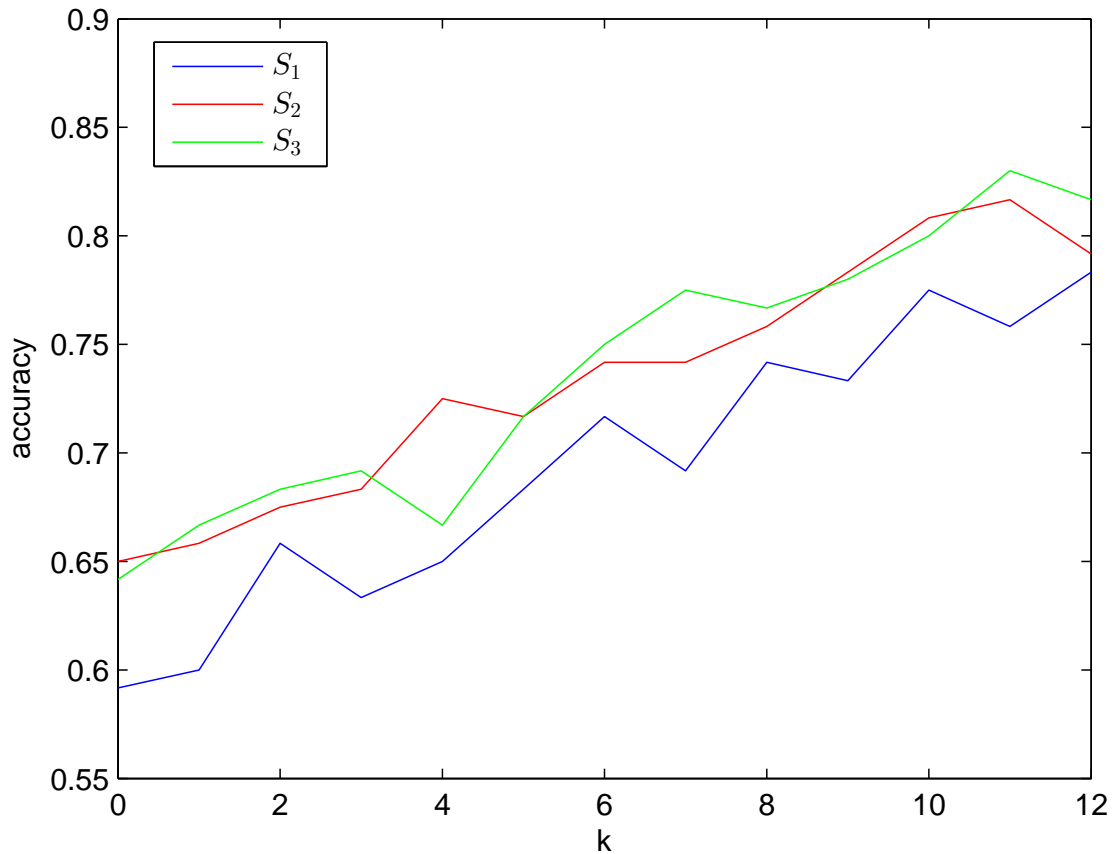


Рис. 12. Зависимость качества классификации для различных испытуемых от параметра k .

тим, что рассматривались $m = 2k$ ($k \geq 0$), чтобы не было отказов от классификации. Анализируя полученное качество, можно заметить, что оно почти монотонно зависит от параметра m для всех трех испытуемых. Наилучшее достигаемое качество для первого испытуемого – 0,7833, $m = 24$; для второго – 0,8167, $m = 22$; для третьего – 0,83, $m = 22$.

При использовании данного метода для онлайн классификации исходный сигнал необходимо разбить на участки фиксированной длины, и для каждого из них провести процедуру распознавания, описанную выше. Уменьшение длины участка при сохранении качества распознавания позволит повысить чувствительность сигнала и тем самым сделает управление более комфортным. Таким образом, дальнейшее увеличение n , несмотря на увеличение качества, не имеет смысла, так как оно приведет к тому, что интервалы между ответами системы на действия пользователя будут велики, что сделает невозможным управление системы в реальном времени.

Предложенная система может быть использована для движения объекта в одном измерении (первая группа светодиодов отвечает за движение налево, вторая – за движение направо), либо для двумерного движения (система управления та же, что и в игре «Лабиринт»). Однако передвижение объекта в двух измерениях требует введения нейтрального состояния. Рассмотренный в текущей дипломной работе алгоритм легко обобщается на этот случай путем введения порога на коэффициент корреляции (сигнал относить к классу A_1 или A_2 только в случае, если полученный коэффициент корреляции превосходит некоторый порог, в противном случае – нейтральный класс).

6 Заключение

В ходе выполнения дипломной работы были получены следующие результаты:

- реализована игра «Лабиринт», управление в которой осуществляется при помощи моргания глазами;
- предложен, показавший хорошее качество классификации, метод формирования признакового пространства для распознавания сигналов на следующие классы: отсутствие морганий, моргание левым глазом, моргание правым глазом, моргания двумя глазами;

- произведено сравнение предложенного метода с методом классификации морганий на основе вычисления спектральных характеристик сигналов на группе из трех испытуемых;
- по исследованию, посвященному морганию глазами, была написана публикация [3] и сделан доклад [4];
- разработана система генерации визуальных раздражителей на основе светодиодов для возбуждения и классификации SSVEP-сигналов.

Приложение А. Матрицы ошибок

Confusion Matrix

Output Class	1	1261 22.5%	36 0.6%	35 0.6%	58 1.0%	90.7% 9.3%
	2	36 0.6%	1527 27.3%	41 0.7%	105 1.9%	89.4% 10.6%
	3	4 0.1%	29 0.5%	564 10.1%	296 5.3%	63.2% 36.8%
	4	0 0.0%	2 0.0%	452 8.1%	1154 20.6%	71.8% 28.2%
		96.9% 3.1%	95.8% 4.2%	51.6% 48.4%	71.5% 28.5%	80.5% 19.5%
		Target Class				
		1	2	3	4	

Рис. 13. SVM + method 1.

Confusion Matrix

Output Class	1	1162 20.8%	8 0.1%	7 0.1%	83 1.5%	92.2% 7.8%
	2	6 0.1%	1502 26.8%	15 0.3%	108 1.9%	92.1% 7.9%
	3	1 0.0%	31 0.6%	933 16.7%	185 3.3%	81.1% 18.9%
	4	132 2.4%	53 0.9%	137 2.4%	1237 22.1%	79.3% 20.7%
		89.3% 10.7%	94.2% 5.8%	85.4% 14.6%	76.7% 23.3%	86.3% 13.7%
		Target Class				
		1	2	3	4	

Рис. 14. SVM + method 2.

Confusion Matrix

Output Class	1	1259 22.5%	34 0.6%	0 0.0%	17 0.3%	96.1% 3.9%
	2	37 0.7%	1514 27.0%	27 0.5%	83 1.5%	91.1% 8.9%
	3	0 0.0%	24 0.4%	573 10.2%	405 7.2%	57.2% 42.8%
	4	5 0.1%	22 0.4%	492 8.8%	1108 19.8%	68.1% 31.9%
		96.8% 3.2%	95.0% 5.0%	52.5% 47.5%	68.7% 31.3%	79.5% 20.5%
		Target Class				
		1	2	3	4	

Рис. 15. Random forest + method 1.

Confusion Matrix

Output Class	1	1087 19.4%	37 0.7%	19 0.3%	14 0.3%	93.9% 6.1%
	2	85 1.5%	1481 26.4%	39 0.7%	82 1.5%	87.8% 12.2%
	3	7 0.1%	23 0.4%	870 15.5%	162 2.9%	81.9% 18.1%
	4	122 2.2%	53 0.9%	164 2.9%	1355 24.2%	80.0% 20.0%
		83.6% 16.4%	92.9% 7.1%	79.7% 20.3%	84.0% 16.0%	85.6% 14.4%
		Target Class				
		1	2	3	4	

Рис. 16. Random forest + method 2.

Confusion Matrix

Output Class	1	1174 21.0%	146 2.6%	70 1.3%	79 1.4%	79.9% 20.1%
	2	122 2.2%	1366 24.4%	79 1.4%	175 3.1%	78.4% 21.6%
	3	3 0.1%	33 0.6%	307 5.5%	319 5.7%	46.4% 53.6%
	4	2 0.0%	49 0.9%	636 11.4%	1040 18.6%	60.2% 39.8%
			90.2% 9.8%	85.7% 14.3%	28.1% 71.9%	64.5% 35.5%
		1	2	3	4	
		Target Class				

Confusion Matrix

Output Class	1	730 13.0%	87 1.6%	16 0.3%	31 0.6%	84.5% 15.5%
	2	286 5.1%	1325 23.7%	76 1.4%	113 2.0%	73.6% 26.4%
	3	34 0.6%	67 1.2%	692 12.4%	146 2.6%	73.7% 26.3%
	4	251 4.5%	115 2.1%	308 5.5%	1323 23.6%	66.2% 33.8%
			56.1% 43.9%	83.1% 16.9%	63.4% 36.6%	82.0% 18.0%
		1	2	3	4	
		Target Class				

Рис. 17. RBF-SVM ($R = 0.5$) + method 1. Рис. 18. RBF-SVM ($R = 0.125$) + method 2.

Список литературы

1. Larsen E. A. Classification of EEG Signals in a Brain-Computer Interface System. – 2011.
2. Lin J. S., Yang J. S. Wireless brain-computer interface for electric wheelchairs with EEG and eye-blinking signals //Int. J. Innov. Comput. Inf. Control. – 2012. – Т. 8. – С. 6011-6024.
3. Подоприхин Д.А. Реализация игры «Лабиринт» средствами ВСИ //Сборник Прикладная математика и информатика. – 2014. – Т.47. – С. 107-121.
4. Подоприхин Д.А. Реализация игры «Лабиринт» средствами ВСИ //Сборник тезисов XXII Международной научной конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Ломоносов-2015». Издательский отдел факультета вычислительной математики и кибернетики МГУ имени М. В. Ломоносова – 2015. – С. 62-63.
5. Singla R. et al. Comparison of SVM and ANN for classification of eye events in EEG //Journal of Biomedical Science and Engineering. – 2011. – Т. 4. – №. 01. – С. 62.
6. Rihana S., Damien P., Moujaess T. EEG-Eye Blink Detection System for Brain Computer Interface //Converging Clinical and Engineering Research on Neurorehabilitation. – Springer Berlin Heidelberg, 2013. – С. 603-608.
7. Ochoa J. B. EEG signal classification for brain computer interface applications //Ecole Polytechnique Federale De Lausanne. – 2002. – Т. 7. – С. 1-72.
8. Воронцов К. В. Математические методы обучения по прецедентам (теория обучения машин) //Москва. – 2011.
9. Finke A., Lenhardt A., Ritter H. The MindGame: a P300-based brain-computer interface game //Neural Networks. – 2009. – Т. 22. – №. 9. – С. 1329-1333.
10. Описание метода построения матрицы ошибок в системе MATLAB, URL:<http://www.mathworks.com/help/stats/confusionmat.html> (дата обращения: 28.03.2014).
11. Fan R. E. et al. LIBLINEAR: A library for large linear classification //The Journal of Machine Learning Research. – 2008. – Т. 9. – С. 1871-1874.

12. Chang C. C., Lin C. J. LIBSVM: a library for support vector machines //ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST). – 2011. – T. 2. – №. 3. – C. 27.
13. Breiman L. Random forests //Machine learning. – 2001. – T. 45. – №. 1. – C. 5-32.
14. Freund Y., Schapire R., Abe N. A short introduction to boosting //Journal-Japanese Society For Artificial Intelligence. – 1999. – T. 14. – №. 771-780. – C. 1612.
15. Liu Y. et al. Implementation of SSVEP based BCI with Emotiv EPOC //Virtual Environments Human-Computer Interfaces and Measurement Systems (VECIMS), 2012 IEEE International Conference on. – IEEE, 2012. – C. 34-37.
16. Guneyasu A., Akin H. L. An SSVEP based BCI to control a humanoid robot by using portable EEG device //Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE. – IEEE, 2013. – C. 6905-6908
17. Zhang Y. U. et al. Frequency recognition in SSVEP-based BCI using multiset canonical correlation analysis //International journal of neural systems. – 2014. – T. 24. – №. 04.
18. Lin Z. et al. Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs //Biomedical Engineering, IEEE Transactions on. – 2006. – T. 53. – №. 12. – C. 2610-2614.
19. Hakvoort G., Reuderink B., Obbink M. Comparison of PSDA and CCA detection methods in a SSVEP-based BCI-system. – 2011.
20. Ekanayake H. P300 and Emotiv EPOC: Does Emotiv EPOC capture real EEG? //The Solution Available: <http://neurofeedback.visaduma.info/emotivresearch.htm>. – 2011.
21. Ransohoff W. et al. eyeReader EEG Brain Computer Interface for Turning eBook Pages. – 2013.