

Санкт-Петербургский государственный университет  
Прикладная математика и информатика

Отчет по Научно-исследовательской работе

ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ МОЗГОВОЙ АКТИВНОСТИ ПРИ ПОМОЩИ  
СИНОЛИТИЧЕСКИХ СЕТЕЙ

Выполнил:

Власенко Даниил Владимирович

группа 19.Б04-мм

Научный руководитель:

к. ф.-м. н., доцент

Шпилёв Пётр Валерьевич

Кафедра Статистического Моделирования

## Оглавление

<b>Глава 1. Модель . . . . .</b>	<b>3</b>
1.1. Построение графа на основе фМРТ . . . . .	3

## Глава 1

### Модель

Множество фМРТ будем обозначать  $\Omega$ , а множество режимом мозговой активности —  $\Sigma = \{I, II\}$ .  $(\tilde{\Omega}, \tilde{\Sigma}) = \{(\omega_n, \sigma_n)\}_n$  — конечная выборка из  $(\Omega, \Sigma)$ , необходимая для построения и обучения модели.

#### 1.1. Построение графа на основе фМРТ

Сначала фМРТ данные конвертируется в четырехмерный массив  $a$ . Первые три индекса  $x, y, z$  фиксируют положение вокселя фМРТ, а четвертый индекс  $t$  отвечает за время. Таким образом через  $a_{xyzt}$  будем обозначать значение конкретного вокселя в конкретный момент времени, а через  $a_{xyz}$  будем обозначать все значения вокселя с индексами  $x, y, z$ . Иногда будет удобно использовать для индексации конкретного вокселя не три целых числа, а одно. Для этого положим, все воксели в пространстве проиндексированы натуральными числами.

На основе массив  $a$  в дальнейшем будет строится граф  $g = (V, E, R, W)$ , где  $V = \{v_i\}_i$  — множество вершин,  $E = \{e_{ij}\}_{ij}$  — множество неориентированных ребер,  $R = \{r_i\}_i$  — множество значений вершин,  $W = \{w_{ij}\}_{ij}$  — множество весов ребер.

Обсудим как вычисляются значения вершин  $R$ . Каждая вершина графа отражает собой конкретный воксель и у нее есть значение — некоторое неотрицательное действительное число, но воксель это временной ряд с множеством значений. Для вычисления значения вершины в модели используется статистика  $T$ , которая будет преобразовывать все значения вокселя в одно число. Таким образом можно ввести новый трехмерный массив  $a^T = T(a)$ , т.е для  $\forall x, y, z$   $a^T_{xyz} = T(a_{xyz})$ . Значения массива  $a^T$  и будут использоваться в качестве значений вершин  $R$ . Статистика  $T$  будет выбираться исходя из результатов тестирования модели.

---

Обсудим как вычисляются значения весов ребер  $W$ . Дадим вероятностное определение веса ребра.

$$w_{ij} = P(y_k = II | r_i, r_j) - P(y = I | r_i, r_j) \quad (1.1)$$

Вес ребра  $w_{ij}$  равен разнице вероятностей режимов работы мозга при условии значений инцидентных ребру вершин и принимает значения от  $-1$  до  $1$ . Соответственно, если вес ребра  $w_{ij} < 0$ , то ребро  $e_{ij}$  несет в себе информацию о том, что более вероятно, что фМРТ было сканировано с мозга, который находился в режиме I, а если вес ребра  $w_{ij} > 0$ , то данное ребро несет в себе информацию о том, что более вероятно, что фМРТ было сканировано с мозга, который находился в режиме II. Чем больше вес ребра  $|w_{ij}|$  тем больше информации для классификации несет в себе ребро  $e_{ij}$ .

На практике для вычисления таких вероятностей используются вероятностные классификаторы  $Cl_{ij} : \{y|(r_i, r_j), \{(r_i^n, r_j^n)\}_n, \{y_n\}_n\} \rightarrow [0, 1]$ , которые обучаются на имеющейся выборке  $(\tilde{X}, \tilde{Y})$ . Таким образом для каждого ребра  $e_{ij}$  требуется обучить свой вероятностный классификатор  $Cl_{ij}$  для последующего вычисления весов ребер  $W$ . В данной работе используются вероятностные классификаторы, в основе которых лежит метод опорных векторов с радиально-базисным ядром.

Далее строится граф-сетка, то есть такой граф, в котором каждый внутренний воксель связан с 26 своими соседями.

Так как в фМРТ изображен не только мозг, но и пространство вокруг головы испытуемого, следует удалить из графа ребра, которые инциденты с вершинами, значения которых ниже порогового значения  $r$ . Такие ребра не несут полезной информации для классификации. Так же из графа следует удалить ребра, абсолютное значение веса которых ниже порогового значения  $w$ . Ребра, абсолютное значение веса которых близко к нулю, так же не несут полезной информации для классификации.

После построения графа  $g$  вычисляются его характеристики  $\{f_u\}_u = \{F_u(g)\}_u$ , таким образом от графа остается последовательность чисел  $\{f_u\}_u$ . Характеристики графа выбираются при тестировании модели.

Далее на основе  $\{f_u\}_u$  происходит итоговая классификация фМРТ данных  $\omega$  с помощью классификатора  $Cl$ , который был обучен на выборке  $\{\{f_u^n\}_u\}_n$ . В качестве классификатора в работе использовался классификатор, основанный на методе опорных векторов с радиально-базисным ядром.