Синолитические сети в классификации мозговой активности

Власенко Даниил

Научные руководители: Заикин Алесей, Захаров Денис Геннадьевич

19 февраля 2023 г.

Содержание

фМРТ

Определение

Функциональная магнитно-резонансная томография или фМРТ — разновидность магнитно-резонансной томографии, которая проводится с целью измерения изменений в токе крови, вызванных нейронной активностью головного мозга.

Рис.: фМРТ сканер.

фМРТ

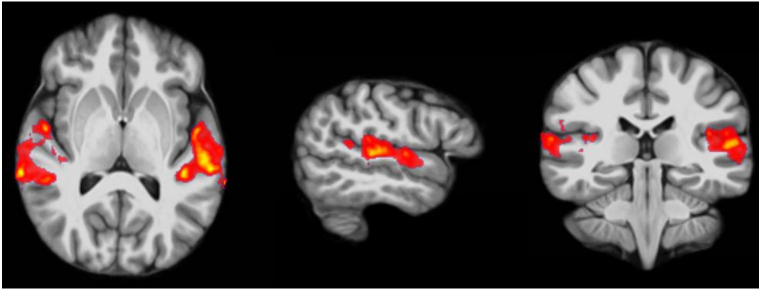

Рис.: МРТ скан.

Цель работы

Будем считать, что мозг может функционировать в двух режимах.

Цель работы

Реализация и тестирование нового метода классификации режимов мозговой активности на основе фМРТ данных.

Классификация

Вероятностная постановка задачи классификации

Пусть есть с.в. $\xi : \Omega \to X$ *и с.в.* $\eta : \Omega \to Y$. *Рассмотрим с.в.* $(\xi, \eta) : \Omega \to (X, Y)$ *с распределением* $p(x, y)$.

Задача классификации сводится к оценке $p(y|x)$ *по выборке* $(\widetilde{X}, \widetilde{Y}) = \{(x_n, y_n)\}_n$.

Алгоритмическая постановка задачи классификации

Пусть X *— множество описаний объектов,* Y *— множество номеров классов. Существует функция* $f : X \to Y$, *значения которой известны только на объектах выборки* $(\widetilde{X}, \widetilde{Y}) = \{(x_n, y_n)\}_n$.

Требуется построить алгоритм-оценку $\widehat{f} : X \to Y$.

Векторизация

NiBabel — библиотека предоставляющая возможность читать различные форматы файлов нейровизуализации.

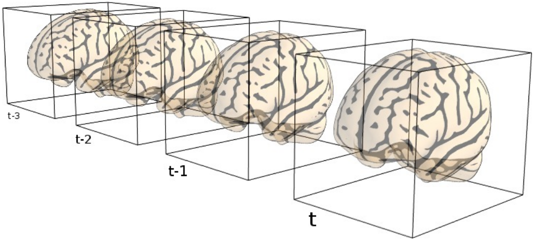

Рис.: Векторизация фМРТ данных.

Основная идея (Zaikin Alexey 2022)

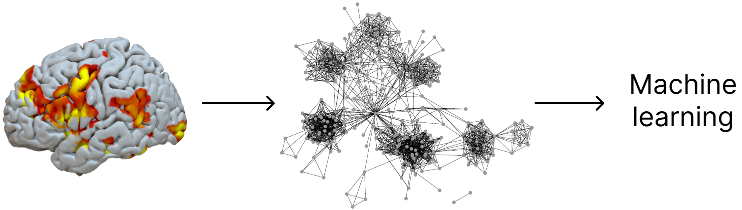

Рис.: Классификация на основе построения графов отражающих входные данные.

Обозначения

Пусть X — множество фМРТ, а $Y = \{\text{I}, \text{II}\}$ — режимы когнитивной активности. $(\widetilde{X}, \widetilde{Y}) = \{(x_n, y_n)\}_n$ — конечная выборка из (X, Y).

$x_k \in X$ конвертируется в массив a^k, на основе которого строиться граф $g_k = (V_k, E_k, R_k, W_k)$, где

- $V_k = \{v_i^k\}_i$ — множество вершин,
- $E_k = \{e_{ij}^k\}_{ij}$ — множество неориентированных ребер,
- $R_k = \{r_i^k\}_i$ — множество значений вершин,
- $W_k = \{w_{ij}^k\}_{ij}$ — множество весов ребер,
- v_i^k — вершина отражающая область мозга i,
- e_{ij}^k — ребро отражающее связь между областями i и j,
- r_i^k – значение вершины v_i^k,
- w_{ij}^k – вес ребра e_{ij}^k.

Подсчет весов ребер w_{ij}^k

Вероятностное определение w_{ij}^k

$$w_{ij}^k = P(y_k = II | r_i^k, r_j^k) - P(y_k = I | r_i^k, r_j^k)$$

Пусть $Cl_{ij} : \{y_k | (r_i^k, r_j^k), \{(r_i^n, r_j^n)\}_n, \{y_n\}_n\}_k \to [0,1]$ — вероятностный классификатор.

Алгоритмическое определение w_{ij}^k

$$w_{ij}^k = Cl_{ij}(y_k = II | (r_i^k, r_j^k), \{(r_i^n, r_j^n)\}_n, \{y_n\}_n) - \\ - Cl_{ij}(y_k = I | (r_i^k, r_j^k), \{(r_i^n, r_j^n)\}_n, \{y_n\}_n)$$

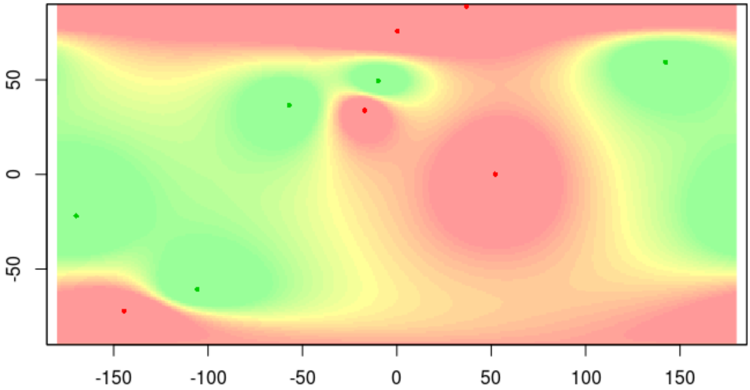

Рис.: Эмпирическая плотность распределения (r_i, r_j) для двух режимов, вычисленная по $\{(r_i^n, r_j^n)\}_n$

Увеличение размеров вокселя

Увеличение размера шага решетки фМРТ в n раз уменьшает число вокселей в n^3 раза.

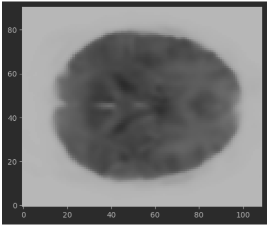

Рис.: Воксель 2 мм^3

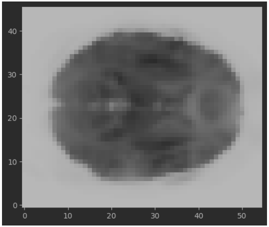

Рис.: Воксель 4 мм^3

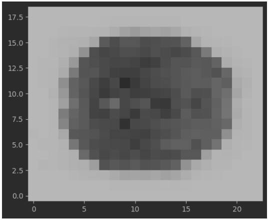

Рис.: Воксель 10 мм^3

Понижение размерности по времени

Пусть T — некоторая статистика,

$$a^{kT} = T(a^k),$$

т.е. для $\forall x, y, z$

$$a^{kT}_{xyz} = T(\{a^k_{xyzt} : \forall t\}).$$

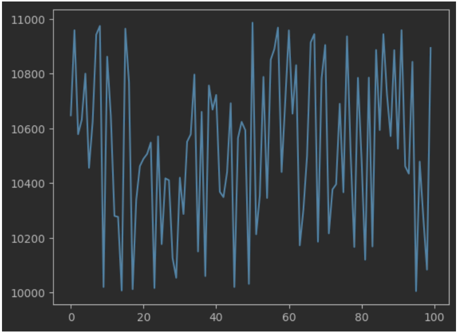

Рис.: Значения вокселя.

Смена структуры графа

Переход от полного графа к графу-решетке снижает время вычисления и требуемую память с $O(n^2)$ до $O(n)$, где n — число вершин графа.

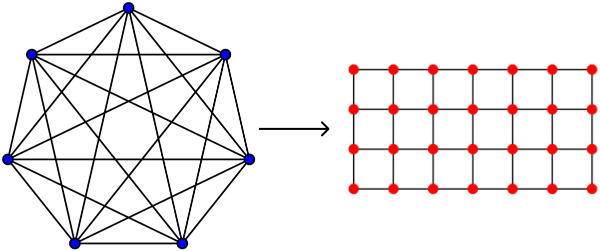

Рис.: Переход от полного графа к графу-решетке.

Обучение модели

Входные данные:

- выборка $(\widetilde{X}, \widetilde{Y})$,
- новый размер шага решетки фМРТ s,
- статистики вокселей $\{T_r\}_r$,
- минимальное значение вершины r, для которого инцидентные с ним ребра не удаляются из графа,
- минимальное абсолютное значение ребра w, для которого ребро не удаляется из графа,
- статистики графов $\{P_u\}_u$, на которых будет учиться модель.

Обучение модели

Алгоритм:

1. изменение шага решетки фМРТ на s для $\forall x_n \in \widetilde{X}$;
2. построение $\{a^n\}_n$;
3. вычисление $\{\{a^{nT_p}\}_p\}_n$;
4. обучение $\{Cl_{ij}\}_{ij}$ на выборке $(\{\{a^{nT_p}\}_p\}_n, \widetilde{Y})$;
5. подсчет $\{W_n\}_n = \{\{w_{ij}^n\}_{ij}\}_n$ с помощью $\{Cl_{ij}\}_{ij}$ и $\{\{a^{nT_p}\}_p\}_n$;
6. построение графов $\{g_n\}_n$ с помощью $\{W_n\}_n$ и $\{\{a^{nT_p}\}_p\}_n$;
7. удаление ребер $\{e_{ij}^n : r_i^n < r | r_j^n < r | w_{ij}^n < w\}_{ij}$ для $\forall g_n$;
8. вычисление $\{\{p_u^n\}_u\}_n = \{\{P_u(g_n)\}_u\}_n$;
9. обучение Cl на выборке $\{\{p_u^n\}_u\}_n$.

Классификация

Входные данные:

- фМРТ x_k.

Алгоритм:

1. изменение шага фМРТ x_k решетки на s;
2. построение a^k;
3. вычисление $\{a^{kT_p}\}_p$;
4. подсчет $W_k = \{w_{ij}^k\}_{ij}$ с помощью $\{Cl_{ij}\}_{ij}$ и $\{a^{kT_p}\}_p$;
5. построение графа g_k с помощью W_k и $\{a^{kT_p}\}_p$;
6. удаление из g_k ребер $\{e_{ij}^k : r_i^k < r | r_j^k < r | w_{ij}^k < w\}_{ij}$;
7. вычисление $\{p_u^k\}_u = \{P_u(g)\}_u$;
8. классификация $\{p_u^k\}_u$ с помощью Cl.

Данные

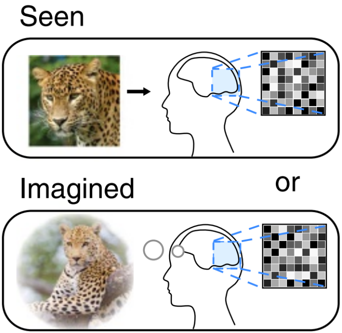

Рис.: Наблюдение или воображение объекта.

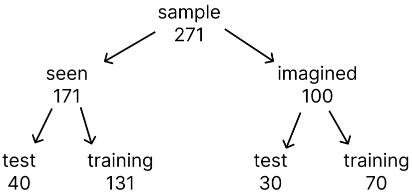

Рис.: Разделение выборки.

Точность классификации, %

mean	*median*	*max*	*min*	*max* − *min*
100	100	95.7	97.1	90

$q_{0.9}$	$q_{0.1}$	$q_{0.9} - q_{0.1}$
98.6	100	88.6