



**Кафедра кибернетики (№ 22)**

## Расширенное содержание пояснительной записки

## Разработка алгоритма классификации когнитивных состояний по данным фМРТ на основе анализа межиндивидуальных корреляций

Группа	Б14-506		
Студент	<div></div> <div>(подпись)</div>	<div>Шедько А. Ю.</div> <div>(ФИО)</div>	
Руководитель	<div></div> <div>(подпись)</div>	<div>Трофимов А. Г.</div> <div>(ФИО)</div>	
Научный консультант	<div></div> <div>(подпись)</div>	<div>-</div> <div>(ФИО)</div>	
Оценка руководителя	<div></div> <div>(0-5 баллов)</div>	Оценка консультанта	<div></div> <div>(0-5 баллов)</div>

**Москва 2017**

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
**«Национальный исследовательский ядерный университет  
«МИФИ»**

Факультет кибернетики и информационной безопасности



КАФЕДРА КИБЕРНЕТИКИ

## Задание на УИР

Студенту гр. Б14-506  
(группа)

Шедько Андрею Юрьевичу  
(ф.и.о.)

### ТЕМА УИР

Разработка алгоритма классификации когнитивных состояний по данным фМРТ  
на основе анализа межиндивидуальных корреляций

### ЗАДАНИЕ

№ п/п	Содержание работы	Форма отчетности	Срок исполнения	Отметка о выполнении Дата, подпись рук.
1.	<b>Аналитическая часть</b>			
1.1.	Изучение и анализ подходов к классификации когнитивных состояний по данным фМРТ (статическим и динамическим) применительно к задачам медицинской диагностики	Пункт ПЗ	1.03.17	
1.2.	Сравнительный анализ методов классификации многомерных данных (линейный дискриминантный анализ, метод опорных векторов, нейросетевые методы) для выбора подходящего набора алгоритмов.	подраздел ПЗ	8.03.17	
1.3.	Сравнительный анализ программных средств визуализации трехмерных данных фМРТ и исследование возможности их использования.	Текст ПЗ	8.03.17	
1.4.	<i>Оформление расширенного содержания пояснительной записки (РСПЗ)</i>	Текст РСПЗ	27.03.17	
2.	<b>Теоретическая часть</b>			
2.1.	Формальная постановка задачи классификации сигналов фМРТ.	подраздел ПЗ	5.03.17	
2.2.	Выбор и разработка показателей точности классификации когнитивных состояний по фМРТ.	Формулы, Вы- ражения	10.03.17	
2.3.	Разработка алгоритма выявления значимых для классификации зон головного мозга на основе анализа межиндивидуальных корреляций.	подраздел ПЗ	14.03.17	
2.4.	Формальное описание алгоритма классификации когнитивных состояний по фМРТ.	рабочие мате- риалы	20.03.17	
2.5.	Формальное описание схемы применения алгоритма для классификации когнитивных состояний в режиме реального времени.	Текст ПЗ	20.03.17	
3.	<b>Инженерная часть</b>			
3.1.	Проектирование программного пакета выполняющего классификацию когнитивных состояний по данным фМРТ на основе анализа межиндивидуальных корреляций	Текст ПЗ	1.04.17	
3.2.	Результаты проектирования оформить с помощью UML диаграммы модели.	UML диа- грамма	1.04.17	



## Реферат

Пояснительная записка содержит страниц (из них XX страниц приложений). Количество использованных источников – XX. Количество приложений – X.

Ключевые слова: Межиндивидуальная корреляция, Машинное обучение, классификация, фМРТ, Кластеризация.

Целью данной работы является описание применения Межиндивидуальной корреляции для кластеризации признаков при анализе неестественных стимулов в фМРТ.

В первой главе проводится обзор и анализ ...

Во второй главе описываются использованные и разработанные/модифицированные методы/-модели/алгоритмы ....

В третьей главе приводится описание программной реализации и экспериментальной проверки ....

В приложении А приведены исходные тексты некоторых программ

# Содержание

<b>Введение</b>	<b>7</b>
<b>1 Анализ проблематики задач классификации когнитивных состояний</b>	<b>8</b>
1.1 Изучение и анализ подходов к классификации когнитивных состояний по данным фМРТ (статическим и динамическим) применительно к задачам медицинской диагностики . . . . .	8
1.2 Сравнительный анализ методов классификации многомерных данных . . . . .	9
1.2.1 ЛДА . . . . .	9
1.2.2 SVM . . . . .	10
1.3 Сравнительный анализ программных средств анализа и визуализации трехмерных данных фМРТ и исследование возможности их использования . . . . .	11
1.3.1 Nilearn . . . . .	11
1.3.2 Analyze . . . . .	11
1.3.3 MITK . . . . .	11
1.4 Выводы и постановка задачи курсового проекта . . . . .	11
<b>2 Алгоритм классификации когнитивных состояний по данным фМРТ на основе метода межиндивидуальных корреляций</b>	<b>13</b>
2.1 Формальная постановка задачи. . . . .	13
2.2 Алгоритм определения информативных вокселей фМРТ . . . . .	13
2.3 Алгоритм формирования вектора характерных признаков сигналов фМРТ для классификации . . . . .	13
2.4 Показатели точности классификации . . . . .	13
2.5 Формальное описание схемы применения алгоритма для классификации когнитивных состояний в режиме реального времени. . . . .	14
2.6 Выводы . . . . .	14
<b>3 Разработка программной системы для классификации сигналов фМРТ</b>	<b>15</b>
3.1 Проектирование программного пакета выполняющего классификацию когнитивных состояний по данным фМРТ на основе анализа межиндивидуальных корреляций	15
3.2 Программная реализация системы классификации . . . . .	15

3.3	Состав и структура реализованного программного обеспечения . . . . .	15
3.4	Основные сценарии работы пользователя . . . . .	16
3.5	Сравнение реализованного программного обеспечения с существующими аналогами	16
3.6	Выводы . . . . .	16
<b>4</b>	<b>Экспериментальные исследования алгоритма классификации сигналов фМРТ</b>	<b>17</b>
4.1	Описание исходных данных . . . . .	17
4.2	Составление плана экспериментальных исследований разработанного алгоритма .	17
4.3	Исследование точности классификации при различных способах оценки межиндивидуальных корреляций . . . . .	17
4.4	Исследование показателей точности классификации, выявление наименее и наиболее разделимых когнитивных состояний и соответствующих зон головного мозга .	17
	<b>Заключение</b>	<b>19</b>
	<b>Список литературы</b>	<b>20</b>
	Список литературы . . . . .	20
	<b>Приложения</b>	<b>21</b>
	<b>А Исходные тексты программ</b>	<b>21</b>

## Введение

В настоящее время актуальны проблемы анализа многомерных данных, особенно в медицинских приложениях. Данная работа рассматривает новый подход задаче понижения размерности: матрицу Межиндивидуальных корреляций. Активно публикуются в этой области: Juha Pajula из университета Тампере (в 2016 году защитившего диссертацию по данной теме [5]), Jussi Tohka, Jukka-Pekka Kauppi, Юрия Хассона, впервые описавшего данный метод. Первое упоминание применения метода для задачи кластеризации данных фМРТ можно найти в статье Юрия Хассона и других в 2004[2]. Однако в этой работе рассматривались естественные стимулы (просмотр фильмов) что не соотносится с доступными авторам данными (вербальные и пространственные задачи). Из-за разреженности данных без модификации методы предыдущих исследований не применимы без модификаций.

Таким образом, получим задачу данной работы — использование метода межиндивидуальной корреляции для кластеризации данных в задаче понижения размерности. Также проводится сравнение нового метода с традиционными подходами к данной задаче, не использующими множество испытуемых (Метод главных компонент (PCA), Обобщённая линейная модель (GLM)).

Новизна работы состоит в применении метода ISC для кластеризации в условиях неестественных стимулов.

В первой главе подробно рассматриваются теоретические аспекты задачи понижения размерности, задачи классификации (Метод опорных векторов (SVM), нейронные сети, Линейный дискриминантный анализ (ЛДА)) и специфических для проблемной области (фМРТ) подходов к анализу данных. Также описываются программные средства визуализации трёхмерных данных с примерами их использования. (`nilearn.plotting`[3], `matplotlib3d`[1], NIFTI, MITK[4])

Во второй главе описаны используемые в работе алгоритмы, а именно: кластеризация на основе ISC, формирование вектора признаков, вычисление показателей точности классификации, классификация в режиме реального времени.

В третьей главе рассматриваются программные аспекты реализации алгоритмов описанных в предыдущей главе.

В заключительной главе описывается характер экспериментальных данных и количественные показатели точности работы системы. Также проводится исследование эффективности различных показателей точности классификации применительно к конкретным экспериментальным данным.

# 1. Анализ проблематики задач классификации когнитивных состояний

*Аннотация.* В первой главе подробно рассматриваются теоретические аспекты задачи понижения размерности, задачи классификации (Метод опорных векторов (SVM), нейронные сети, Линейный дискриминантный анализ (ЛДА)) и специфических для проблемной области (фМРТ) подходов к анализу данных. Также описываются программные средства визуализации трёхмерных данных с примерами их использования. (`nilearn.plotting[3]`, `matplotlib3d[1]`, `NIFTI`, `MITK[4]`)

## 1.1 Изучение и анализ подходов к классификации когнитивных состояний по данным фМРТ (статическим и динамическим) применительно к задачам медицинской диагностики

*Аннотация.* Для каждого образца объекта или события с известным классом  $y$  рассматривается набор наблюдений  $x$  (называемых ещё признаками, переменными или измерениями). Набор таких образцов называется обучающей выборкой (или набором обучения, обучением). Задачи классификации состоит в том, чтобы построить хороший прогноз класса  $y$  для всякого так же распределённого объекта (не обязательно содержащегося в обучающей выборке), имея только наблюдения  $x$ .

В роли объектов выступают пациенты. Признаки характеризуют результаты обследований, симптомы заболевания и применявшиеся методы лечения. Примеры бинарных признаков: пол, наличие головной боли, слабости. Порядковый признак — тяжесть состояния (удовлетворительное, средней тяжести, тяжёлое, крайне тяжёлое). Количественные признаки — возраст, пульс, артериальное давление, содержание гемоглобина в крови, доза препарата. Признаковое описание пациента является, по сути дела, формализованной историей болезни. Накопив достаточное количество прецедентов в электронном виде, можно решать различные задачи:

- классифицировать вид заболевания (дифференциальная диагностика);
- определять наиболее целесообразный способ лечения;
- предсказывать длительность и исход заболевания;



- оценивать риск осложнений;
- находить синдромы — наиболее характерные для данного заболевания совокупности симптомов.

Ценность такого рода систем в том, что они способны мгновенно анализировать и обобщать огромное количество прецедентов — возможность, недоступная специалисту-врачу.

## 1.2 Сравнительный анализ методов классификации многомерных данных

*Аннотация.* Рассмотрим такие методы как: Метод опорных векторов (SVM), нейронные сети, Линейный дискриминантный анализ (ЛДА)

Вначале дадим общее определение задачи классификации (обучения с учителем).

Существует неизвестная целевая зависимость — отображение  $y^* : X \rightarrow Y$ , значения которой известны только на объектах конечной обучающей выборки  $\{(x_i, y_i) | i \in \overline{1, P}\}$ , где  $P$  — количество примеров,  $x_i \in X, y_i \in Y$ ,  $X$  — пространство входных признаков, чаще всего действительное векторное пространство ( $\mathbb{R}^k$ ),  $Y$  — конечное множество классов. Часто множество  $Y$  является 2-элементным, в этом случае классификация называется *бинарной*. Требуется построить алгоритм  $\alpha : X \rightarrow Y$ , который для каждого  $x \in X$  построить хороший прогноз класса  $y$ .

Говорят также, что алгоритм должен обладать способностью к обобщению эмпирических фактов, или выводить общее знание (закономерность, зависимость) из частных фактов (наблюдений, прецедентов).

Данная постановка является обобщением классических задач аппроксимации функций. В классической аппроксимации объектами являются действительные числа или векторы. В реальных прикладных задачах входные данные об объектах могут быть неполными, неточными, неоднородными, нечисловыми. Эти особенности приводят к большому разнообразию методов обучения с учителем.

### 1.2.1 ЛДА

**Линейный дискриминантный анализ (ЛДА)**, а также связанный с ним *линейный дискриминант Фишера* — методы статистики и машинного обучения, применяемые для нахождения линейных комбинаций признаков, наилучшим образом разделяющих два или более класса объектов или событий. Полученная комбинация может быть использована в качестве линейного классификатора или для сокращения размерности пространства признаков перед последующей классификацией.

Рассмотрим этот метод для случая 2 классов:

При ЛДА предполагается, что функции совместной плотности распределения вероятностей  $p(\vec{x}|y = 1)$  и  $p(\vec{x}|y = 0)$  - нормальны. В этих предположениях оптимальное байесовское решение – относить точки ко второму классу если отношение правдоподобия ниже некоторого порогового значения  $T$ :

$$(\vec{x} - \vec{\mu}_0)^T \Sigma_{y=0}^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}_0) + \ln |\Sigma_{y=0}| - (\vec{x} - \vec{\mu}_1)^T \Sigma_{y=1}^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}_1) - \ln |\Sigma_{y=1}| < T$$

Если не делается никаких дальнейших предположений, полученную задачу классификации называют квадратичным дискриминантным анализом (англ. *quadratic discriminant analysis, QDA*). В ЛДА делается дополнительное предположение о *гомоскедастичности* (т.е. предполагается, что ковариационные матрицы равны,  $\Sigma_{y=0} = \Sigma_{y=1} = \Sigma$ ) и считается, что ковариационные матрицы имеют полный ранг. При этих предположениях задача упрощается и сводится к сравнению скалярного произведения с пороговым значением

$$\vec{\omega} \cdot \vec{x} < c$$

для некоторой константы  $c$ , где

$$\vec{\omega} = \Sigma^{-1}(\vec{\mu}_1 - \vec{\mu}_0).$$

Это означает, что вероятность принадлежности нового наблюдения  $x$  к классу  $y$  зависит исключительно от линейной комбинации известных наблюдений.

## 1.2.2 SVM

Что предпринимать, если данные не гомоскедастичны? Рассмотрим метод опорных векторов, для чего вначале дадим определение метода.

**Метод опорных векторов** (англ. *SVM, support vector machine*) — набор схожих алгоритмов обучения с учителем, использующихся для задач классификации и регрессионного анализа. SVM в чистом виде – линейный классификатор.

Основная идея метода — перевод исходных векторов в пространство более высокой размерности и поиск разделяющей гиперплоскости с максимальным зазором в этом пространстве. Две параллельных гиперплоскости строятся по обеим сторонам гиперплоскости, разделяющей классы. Разделяющей гиперплоскостью будет гиперплоскость, максимизирующая расстояние до двух параллельных гиперплоскостей. Алгоритм работает в предположении, что чем больше разница или расстояние между этими параллельными гиперплоскостями, тем меньше будет средняя ошибка классификатора.

## 1.3 Сравнительный анализ программных средств анализа и визуализации трехмерных данных фМРТ и исследование возможности их использования

*Аннотация.* В разделе описаны различные программные компоненты для визуализации нейроданных.

### 1.3.1 Nilearn

Данная библиотека предоставляет с лёгкостью использовать продвинутые техники машинного обучения, распознавания образов и статистики на «нейроданных» для таких задач как MVPA (многовоксельный анализ закономерностей, *англ. Mutli-Voxel Pattern Analysis*), декодирование, предиктивное моделирование и других.

Nilearn может быть использован для анализа данных фМРТ в состоянии покоя и в случае выполнения испытуемым задач. Данная библиотека создана на основе библиотеки SciKit-Learn для языка python в которой уже реализована значительная часть алгоритмов описанных выше.

### 1.3.2 Analyze

Analyze – ППП, разработанный в *Mayo Clinic* компанией Biomedical Imaging Resource (BIR) для многомерных отображения, обработки и измерения медицинских изображений различного типа. Это коммерческая программа, импользуемая для изучения томорамам, результатов фМРТ, компьютерной томографии, позитрон-эмиссионной томографии (PET).

Автор считает что ПО должно быть свободным и не описывает работу данного пакета.

### 1.3.3 MITK

Medical Imaging Interaction Toolkit (MITK) – свободная система с открытым исходным кодом для разработки интерактивного ПО для обработки медицинских изображений. Внутри себя, MITK содержит Insight Toolkit (ITK), Visualization Toolkit (VTK) и набор инструментов для разработки приложений. Разработана в *German Cancer Research Center Division of Medical and Biological Informatics*

## 1.4 Выводы и постановка задачи курсового проекта

Это всегда последний пункт. Здесь, по-первых, приводятся, попунктно, основные вывода из проделанного анализа. Например:

1. Выполнен сравнительный анализ таких-то формальных систем с точки зрения применимости к решению задачи классификации. Из-за доступности и легкости их применения решено

провести сравнение их успешности для этой задачи

2. Были проанализированы варианты программных архитектур на основе систем. С учетом требований к поддержке больших объемов данных и высоких требований к потенциалу модернизируемости, была выбрана за основу такая-то архитектура.
3. Сравнительный анализ таких-то библиотек показал, что библиотека X проще в использовании, но менее производительна, в то время как библиотека Y обеспечивает высокую производительность, но и требует значительных трудозатрат для использования. В связи с такими-то соображениями были принято решение использовать такую-то библиотеку.

## **2. Алгоритм классификации когнитивных состояний по данным фМРТ на основе метода межиндивидуальных корреляций**

### **2.1 Формальная постановка задачи.**

*Аннотация.* Суть алгоритма: посмотреть какие воксели действуют схожим образом для каждого типа стимулов. Для этого применим метод Межиндивидуальных корреляций.

#### **Основные Определения и Описание данных**

### **2.2 Алгоритм определения информативных вокселей фМРТ**

*Аннотация.* В данном разделе описывается алгоритм определения информативных вокселей.

Применяются следующие подходы:

- Метод межиндивидуальных корреляций (ISC), состоящий в построении корреляционной матрицы для каждого вокселя для всех пар пациентов. Используется коэффициент корреляции Спирмена.
- Метод выделения T- статистики
- ...

### **2.3 Алгоритм формирования вектора характерных признаков сигналов фМРТ для классификации**

*Аннотация.* Вектор признаков для классификатора формируется на основании результатов предыдущего шага с использованием метода главных компонент. Также убираются из рассмотрения признаки, не меняющиеся в зависимости от класса.

### **2.4 Показатели точности классификации**

*Аннотация.* В качестве показателей точности используем:

- ROC-кривую и её интеграл – AUC

- Чувствительность и специфичность:

$$TPR = TP/P = TP/(TP + FN) \text{ и}$$

$$SPC = TN/N = TN/(TN + FP) \text{ соответственно}$$

- ...

## 2.5 Формальное описание схемы применения алгоритма для классификации когнитивных состояний в режиме реального времени.

*Аннотация.* В этой секции описывается применение алгоритма классификации к данным, поступающим с фМРТ-аппарата. Суть раздела: отображение фМРТ-снимку или небольшому набору снимков класса когнитивного состояния.  $(f(\mathbb{N}^3 \rightarrow \mathbb{R}) \rightarrow Y$ , где  $Y$ —конечный набор классов когнитивных состояний).

## 2.6 Выводы

Необходимо перечислить, какие теоретические результаты были получены с указанием степени новизны. Например: «Была разработана такая-то модель. Она представляет собой адаптированную версию модели  $X$ , в которой уравнение  $Z$  заменено на уравнение  $Z'$ ». Еще пример: «Была предложена такая-то архитектура, она отличается от типовой в том-то и том-то. Это позволяет избежать таких-то проблем.». При этом следует заниматься «высасыванием из пальца»: «Поставленная задача является типовой; для ее решения применены стандартные средства (перечислить, какие).».

### **3. Разработка программной системы для классификации сигналов фМРТ**

#### **3.1 Проектирование программного пакета выполняющего классификацию когнитивных состояний по данным фМРТ на основе анализа межиндивидуальных корреляций**

#### **3.2 Программная реализация системы классификации**

*Аннотация.* Здесь будет описана реализация

- алгоритмов быстрой (параллельной загрузки) примеров для обучения и кластеризации.

В этом разделе обосновывается выбор инструментальных средств; одним из критериев выбора могут быть какие-либо требования к разрабатываемой системе, и если этих требований много, они могут быть выделены в отдельный раздел, или же в приложение. Этот пункт не пишется, если в аналитической главе был раздел, посвященный сравнительному анализу и выбору инструментальных средств.

#### **3.3 Состав и структура реализованного программного обеспечения**

*Аннотация.* Разработанное приложение является подключаемой библиотекой для использования в среде "интерактивных тетрадей" `jupyter`. В состав библиотеки входят:

- Модуль параллельной загрузки/выгрузки примеров/изображений
- Модуль кластеризации, содержащий алгоритмы, описанные в части 2.
- Модуль классификации, предоставляющий на выбор несколько классификаторов и их входные параметры.
- Модуль визуализации для удобного представления данных для последующего анализа специалистом

#### **3.4 Основные сценарии работы пользователя**

*Аннотация.* Подразумевается следующий сценарий работы: пользователь подключается к серверу интерактивных рабочих тетрадей декларативно описывает свои действия. Сценарий под-

*разумеает загрузку дополнительных обучающих/тестовых выборок для проверки корректности работы алгоритмов.*

### **3.5 Сравнение реализованного программного обеспечения с существующими аналогами**

***Аннотация.** Автор не нашёл аналогов данного приложения по причине низкой востребованности.*

В сравнении должно быть отражено, чем полученное ПО выгодно (и невыгодно) отличается от прочих ближайших аналогов. Практика показывает, что аналоги есть всегда. А если нет аналогов, значит есть частичные решения, которые реализуют какие-то части функционала вашей системы. Тут тоже может быть относительно много таблиц и графиков.

### **3.6 Выводы**

Следует перечислить, какие практические результаты были получены, а именно: какое программное или иное обеспечение было создано. В число результатов могут входить, например, методики тестирования, тестовые примеры (для проверки корректности/оценки характеристик тех или иных алгоритмов) и др. По каждому результату следует сделать вывод, насколько он отличается от известных промышленных аналогов и исследовательских прототипов.



## **4. Экспериментальные исследования алгоритма классификации сигналов фМРТ**

### **4.1 Описание исходных данных**

Воксели и Мозги во времени На рисунке 4.1 представлен результат работы следующего набора команд:??

### **4.2 Составление плана экспериментальных исследований разработанного алгоритма**

Что хотим

Параметры точности

Вопросы,отв на кот хотим получить

При каком числе вокселей лучше точность

### **4.3 Исследование точности классификации при различных способах оценки межиндивидуальных корреляций**

### **4.4 Исследование показателей точности классификации, выявление наименее и наиболее разделимых когнитивных состояний и соответствующих зон головного мозга**

Графики, таблицы

ROC, AUC

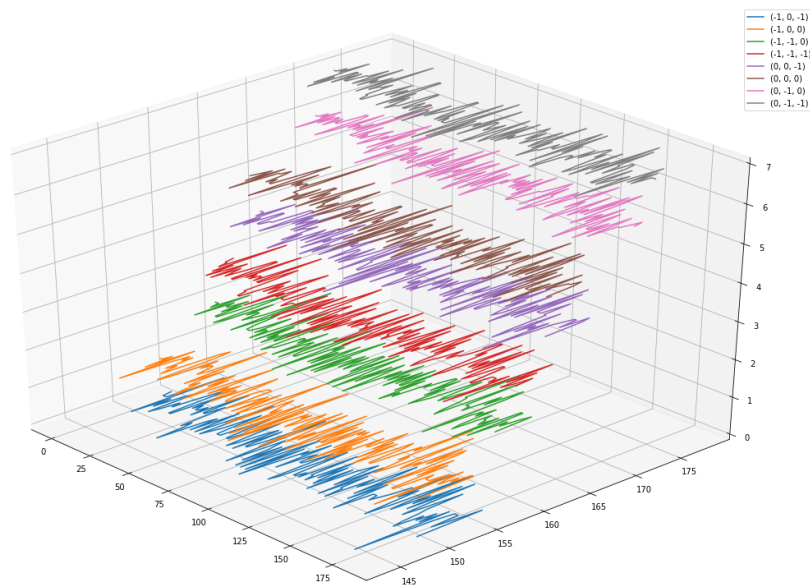


Рис. 4.1 – Пример активности локальной окрестности вокселя в течение  $\approx 47$  сек

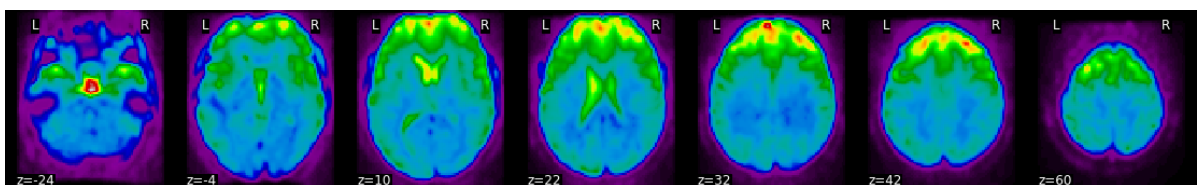


Рис. 4.2 – Разрезы мозга по  $z$ -координате

## **Заключение**

В заключении в тезисной форме необходимо отразить результаты работы:

- аналитические (что изучено/проанализировано);
- теоретические;
- инженерные (что спроектировано);
- практические (что реализовано/внедрено).

Примерная формула такая: по каждому указанному пункту приводится по 3-5 результатов, каждый результат излагается в объеме до 5 фраз или предложений.

Также есть смысл привести предполагаемые направления для будущей работы.

Общий объем заключения не должен превышать 1,5 страниц (1 страницы для УИРов).

## Список литературы

1. *Hunter J. D.* Matplotlib: A 2D graphics environment // *Computing In Science & Engineering*. — 2007. — Vol. 9, no. 3. — Pp. 90–95.
2. Intersubject Synchronization of Cortical Activity During Natural Vision / Uri Hasson, Yuval Nir, Ifat Levy et al. // *Science*. — 2004. — Vol. 303, no. 5664. — Pp. 1634–1640. <http://science.sciencemag.org/content/303/5664/1634>.
3. Machine learning for neuroimaging with scikit-learn / Alexandre Abraham, Fabian Pedregosa, Michael Eickenberg et al. // *Frontiers in Neuroinformatics*. — 2014. — Vol. 8. — P. 14. <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/fninf.2014.00014>.
4. The Medical Imaging Interaction Toolkit (MITK)—a toolkit facilitating the creation of interactive software by extending VTK and ITK / Ivo Wolf, Marcus Vetter, Ingmar Wegner et al. // *Proc. of SPIE* Vol. — Vol. 5367. — 2004. — P. 17.
5. *Pajula Juha.* Inter-Subject Correlation Analysis for Functional Magnetic Resonance Imaging: Properties and Validation. Tampere University of Technology. Publication. — Tampere University of Technology, 2016. — 4. — Awarding institution: Tampere University of Technology.

## Приложение А. Исходные тексты программ

---

```
def ind(i,l):
    return (i % l -1, (i % (l**2) // l)-1,
            i % (l**3) // l**2 -1)
def geti(x,i):
    return list(map(lambda el: el[i], x))
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
fig = plt.figure()
ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')
for (i,j) in zip(list(np.argsort([np.mean(geti(x,i))
for i in range(len(r)**3)])),range(len(r)**3)):
    ax.plot(range(183),geti(x,i),j, label =
            "{}".format(ind(i,len(r))));
```

---

Листинг А.1 – Код для иллюстрации