

# Содержание

Аннотация	3
Распределение задач	4
Основные термины, определения и утверждения	8
Введение	9
Обзор и сравнительный анализ литературы	11
Описание методик и батарей когнитивных тестов	15
Сбор и обработка данных	17
Подбор параметров и запуск диффузионной модели	19
Оценка и анализ выданных моделью данных	25
Результаты	27
Заключение	28
Список литературы	30

## Аннотация

Данное исследование посвящено вопросам работы когнитивных функций мозга, а также математическому моделированию когнитивных процессов, встречающихся в повседневной жизни. Анализ данных осуществляется с помощью диффузионных моделей (в частности, fast-dm-30) и методов математической статистики. В качестве входных данных были использованы две независимые выборки, полученные путем прохождения детьми, пересшими нейроонкологические заболевания, батарей когнитивных тестов, а также взрослыми, перенесшими инсульт, в сравнении со здоровыми пациентами из смежных возрастных групп. Разноплановые тесты, пройденные участниками эксперимента, позволяют дать ответ на вопрос о взаимосвязи различных повреждений головного мозга со способностями человека (в основном, ментальными). Результаты исследования подтверждают идею, что математическая статистика и использование диффузионных моделей применимы для исследования данного вопроса.

*Ключевые слова:* Диффузионная модель, математическое моделирование когнитивных функций, анализ данных, fast-dm-30, статистика Колмогорова—Смирнова, тест Манна—Уитни.

## Распределение задач

- Сбор данных (**Воронко Алексей Юрьевич, БПМИ 224**)
  - Исследование методов сбора данных из внешних источников.
  - Реализация алгоритма парсинга данных из файлов полученных в результате прохождения участниками тестов, с помощью библиотек языка Python.
  - Исследование программного комплекса fast-dm-30.
  - Приведение данных к необходимому для запуска fast-dm-30 виду.
  - Проведение обзора литературы, связанной с изучаемой темой.
  - Анализ когнитивного функционирования участников выборки.
- Оценка диффузионной модели (**Потарусов Артём Николаевич, БПМИ 224**)
  - Изучение работы алгоритма в основе диффузионных моделей.
  - Обработка и нормализация данных с целью отсева выбросов.
  - Анализ данных, выбор признаков с наибольшим вкладом в качество модели.
  - Оценка когнитивных процессов с помощью диффузионной модели.
  - Обработка полученных результатов с помощью статистических методов.
  - Тестирование модели, определение качества.

## Основные термины, определения и утверждения

**Диффузионно-вероятностные модели** или генеративные модели, основанные на баллах, представляют собой класс генеративных моделей с латентной переменной. Диффузионная модель состоит из трех основных компонентов: прямого процесса, обратного процесса и процедуры выборки. Цель диффузионных моделей — изучить диффузионный процесс, который генерирует распределение вероятностей для данного набора данных. Они изучают скрытую структуру набора данных, моделируя способ распространения точек данных через их латентное пространство.

**Fast-dm-30** — это бесплатное программное обеспечение с открытым исходным кодом для оценки параметров диффузионной модели. Позволяет проводить операции с данными прямо из консоли.

**Математическое моделирование когнитивных функций** — математическое представление реальности, один из вариантов модели как системы, исследование которой позволяет получать информацию о некоторой другой системе. Математическая модель, в частности, предназначена для прогнозирования поведения реального объекта, но всегда представляет собой ту или иную степень его идеализации.

**Анализ данных** — область компьютерных наук, занимающаяся построением и исследованием наиболее общих математических методов и вычислительных алгоритмов извлечения знаний из экспериментальных (в широком смысле) данных.

### Критерий согласия Колмогорова

Рассмотрим задачу проверки гипотезы о виде функции распределения. Предположим, что дана простая выборка  $X = (X_1, \dots, X_n)$ , элементы которой имеют непрерывную функцию распределения  $F$ . Пусть выдвинута простая гипотеза

$$H_0 : F(x) = F_0(x)$$

где  $F_0$  — некоторая фиксированная функция распределения. Альтернативная гипотеза состоит в отрицании  $H_0$ , то есть  $H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ . При такой постановке часто формулируют лишь основную гипотезу, не конкретизируя альтернативу, а статистические критерии называют критериями согласия (то есть они должны либо согласиться с основной гипотезой и сообщить, что данные ей не противоречат, либо отвергнуть ее). Одним из наиболее популярных критериев проверки гипотезы  $H_0 : F(x) = F_0(x)$  является критерий Колмогорова.

Алгоритм (критерий согласия Колмогорова) [7]. Вход: непрерывная функция распределения  $F_0$ , уровень значимости  $\alpha \in (0, 1)$ , выборка  $X = (X_1, \dots, X_n)$ .

1. Построить эмпирическую функцию распределения

$$\hat{F}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1(X_i \leq x)$$

2. Вычислить статистику Колмогорова—Смирнова:

$$D_n = \sup_{x \in \mathbb{R}} |\hat{F}_n - F_0(x)|$$

3. Определить  $(1 - \alpha)$ -квантиль  $t_\alpha$  распределения статистики  $\sqrt{n}D_n$ .

Выход: принять гипотезу  $H_0$ , если  $D_n < \frac{t_\alpha}{n}$  (то есть данные гипотезе не противоречат); иначе – отклонить гипотезу  $H_0$ .

Рассмотренный критерий согласия основан на теореме Гливленко—Кантелли, согласно которой статистика  $D_n$  сходится почти наверное к нулю, если верна гипотеза  $H_0$ . Таким образом, большие значения статистики Колмогорова—Смирнова свидетельствуют в пользу альтернативной гипотезы. Заметим, что ошибка первого рода построенного критерия равна

$$\mathbb{P}(\sqrt{n}D_n > t_\alpha | H_0) = 1 - \mathbb{P}(\sqrt{n}D_n \leq t_\alpha | H_0) = 1 - (1 - \alpha) = \alpha$$

то есть критерий согласия Колмогорова удовлетворяет условию на уровень значимости.

### Последовательный анализ Вальда

Рассмотрим тестирование простой гипотезы  $H_0 : \theta = \theta_0$  против простой альтернативы  $H_1 : \theta = \theta_1$ . Согласно теории Неймана—Пирсона, наиболее мощным критерием уровня значимости  $\alpha$  является критерий отношения правдоподобия, при этом объем выборки  $n$  задан заранее и фиксирован. Предположим, теперь, что данные приходят последовательно, то есть к моменту времени  $k$ ,  $1 \leq k \leq n$ , даны элементы выборки  $(X_1, \dots, X_k)$ . Тогда можно рассмотреть отношение правдоподобий  $\frac{L_{1k}}{L_{0k}}$ , где

$$L_{jk} = \prod_{i=1}^k p_{\theta_j}(x_i), \quad j \in \{0, 1\} \quad 1 \leq k \leq n.$$

Зададим границы  $A_0 < 1 < A_1$  и будем считать отношение правдоподобий до тех пор, пока не нарушится хотя бы одно из неравенств

$$A_0 < \frac{L_{1k}}{L_{0k}} < A_1.$$

Если в момент остановки  $\frac{L_{1k}}{L_{0k}} \leq A_0$ , то принимаем гипотезу  $H_0$ , иначе принимаем гипотезу  $H_1$ . Идея состоит в том, что в среднем до момента принятия решения может потребоваться меньше, чем  $n$  испытаний. Описанная процедура называется последовательным критерием Вальда (или последовательным критерием отношения правдоподобий).

**Теорема [7].** Критерий Вальда с вероятностью 1 заканчивается за конечное число шагов, то есть

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{P}_\theta(\nu > n) = 0, \theta \in \{\theta_0, \theta_1\}.$$

**U-критерий Манна—Уитни** — статистический критерий, используемый для оценки различий между двумя независимыми выборками по уровню какого-либо признака, измеренного количественно. Позволяет выявлять различия в значении параметра между малыми выборками [2].

Для применения U-критерия Манна—Уитни нужно произвести следующие операции.

1. Составить единый ранжированный ряд из обеих сопоставляемых выборок, расставив их элементы по степени нарастания признака и приписав меньшему значению меньший ранг (при наличии повторяющихся элементов в выборке использовать средний ранг). Общее количество рангов получится равным  $N = n_1 + n_2$ , где  $n_1$  — количество элементов в первой выборке, а  $n_2$  — количество элементов во второй выборке.
2. Разделить единый ранжированный ряд на два, состоящих соответственно из единиц первой и второй выборок. Подсчитать отдельно сумму рангов, пришедшихся на долю элементов первой выборки  $R_1$ , и отдельно — на долю элементов второй выборки  $R_2$ , затем вычислить:  $U_1 = n_1 \cdot n_2 + \frac{n_1 \cdot (n_1 + 1)}{2} - R_1$ ,  $U_2 = n_1 \cdot n_2 + \frac{n_2 \cdot (n_2 + 1)}{2} - R_2$ , если всё вычислено верно, то  $U_1 + U_2 = n_1 \cdot n_2$ .
3. Определить значение U-статистики Манна—Уитни по формуле  $U = \min\{U_1, U_2\}$ .
4. По таблице для избранного уровня статистической значимости определить критическое значение критерия для данных  $n_1$  и  $n_2$ . Если полученное значение  $U$  "меньше" табличного или равно ему, то признается наличие существенного различия между уровнем признака в рассматриваемых выборках (принимается альтернативная гипотеза). Если

же полученное значение  $U$  больше табличного, принимается нулевая гипотеза. Достоверность различий тем выше, чем меньше значение  $U$ .

5. При справедливости нулевой гипотезы критерий имеет  $\mathbf{E}(U) = n_1 n_2 / 2$  и  $\mathbf{D}(U) = n_1 n_2 (n_1 + n_2 + 1) / 12$  и при достаточно большом объёме выборочных данных ( $n_1 > 19, n_2 > 19$ ) распределён практически нормально.

## Введение

Как известно, методы машинного обучения стали повсеместно проникать в различные сферы жизни, в том числе в психологию и медицину. Важнейшим аспектом является тот факт, что с помощью машинного обучения можно проводить релевантный и достаточно подробный анализ данных, позволяющий в дальнейшем определять когнитивные функции, повадки, мировосприятие людей. Более того, алгоритмы машинного обучения позволяют гипотетически определить так называемое “нормальное” состояние человека, а также выявить определенные отклонения, например, после перенесения тяжелых или легких заболеваний.

В нашем случае, алгоритмы будут основаны на диффузионных моделях, завязанных на времени реакции. Диффузионная модель времени реакции описывает распределение времени реакции на основе анализа нескольких параметров и рассматривает время реакции как результат вероятностного накопления информации в пользу одной из альтернатив ответа (принятие решения). Процесс накопления информации является диффузионным, т.е. обобщенным вариантом случайного блуждания (random walk).

Подход, предполагающий использование диффузионной модели для анализа данных в задачах с быстрым принятием решений, обладает рядом преимуществ. Так, диффузионная модель предлагает единую метрику, аккумулирующую в себе данные о скорости принятия решения (время реакции) и о его точности. Более того, считается, что этот подход хорошо применим для небольших выборок.

В последнее время, в медицине все чаще встречается применение методов машинного обучения или методов математической статистики, это обусловлено небольшими затратами и хорошим результатом, что позволяет минимизировать человеческий фактор, но увеличить шанс на выздоровление или реабилитацию.



## Обзор и сравнительный анализ литературы

**Воронко Алексей Юрьевич, группа БПМИ224.**

Была изучена теория и практическое применение диффузионных моделей в психологии [12]. Как отмечалось ранее, диффузионные модели (программное обеспечение fast-dm-30) получили широкое распространение в массах. В данной статье авторы математически обосновали, как может быть устроена человеческая память. Для обоснования своей теории авторы провели ряд экспериментов, анализировались которые с помощью диффузионной модели времени реакции. Первый эксперимент был опробован на 20 людях, необходимо было дать бинарный ответ (да/нет). Диффузионная модель зависела от многих параметров ( $t$ ,  $v$ ,  $a$ ,  $z$ ), отвечающих за различные показатели. С помощью теста Колмогорова—Смирнова было определено достаточное количество проб, необходимых для качественного анализа. Впоследствии, была проведена эpsilon-коррекция Гринхауза—Гайссера. Во втором тесте проводились примерно те же итерации. По итогу был проведен анализ имеющихся показателей диффузионной модели на основе мануала [13]. Резюмируя, можно сказать, что применение fast-dm-30 влечет за собой хорошее понимание математической статистики, а именно таких методов, как тест Фишера, тест Хи-квадрат, метод Колмогорова—Смирнова, метод максимального правдоподобия [2].

Во второй статье [15] появилось более подробное описание именно реализации самих алгоритмов. В частности, там показано, что основным компонентом fast-dm-30 является новый алгоритм вычисления функций плотности с помощью дифференциальных уравнений в частных производных, что является качественно лучшим по сравнению со всеми своими аналогами. Авторы указывают, что за основу берется диффузионная модель Рэдклифа, с параметрами  $(a, z, v, t_0, s_z, s_v, s_{t_0})$ . Как видно, параметров достаточно много, что позволяет варьировать отдельные показатели (или сделать акцент на что-то конкретное), что и было имплементировано в первой статье.

В статье [3] был рассмотрен тест схожий с одним из тех, что были применены в рамках данного исследования. В частности, авторы используют диффузионную модель, а также дисперсионный анализ для подтверждения гипотезы о том, что наблюдается различная динамика контролируемых и автоматических когнитивных процессов при нормальном и патологическом старении. Наиболее важным в статье для данной работы является получение навыков анализа информации после проведения статистического анализа.

**Потарусов Артём Николаевич, группа БПМИ224.**

Была изучена теория по теме имплементации и создания диффузионных моделей с

целью понимания алгоритмов, лежащих в основе данной модели, а также возможности лучшего подбора параметров и взаимодействия с системой [16].

Одной из наиболее распространенных версий комплекса fast-dm была 26-я версия, выпущенная еще в 2007 году. Однако, 30-я версия предоставляет дополнительные возможности по управлению с системой, в частности, появилась возможность выбора между критериями оптимизации, что в дальнейшей перспективе позволит изменять признаки обучения и получать результаты заметно быстрее, чем в предыдущей версии [1].

Тем не менее, создатели пакета fast-dm-30 отмечают, несмотря на тот факт, что диффузионные модели все еще далеки от того, чтобы быть стандартным методом в когнитивных науках, в настоящее время они успешно применяются многими исследователями, решающими широкий спектр исследовательских вопросов. Различные цели применения диффузионных моделей можно условно разделить на три группы [15].

Во-первых, разработка диффузионных моделей с целью проверки способностей моделей реализовать корректное описание текущих когнитивных процессов. Можно сказать, что это проверка на ложноотрицательный результат. Во-вторых, диффузионные модели могут использоваться для проверки предсказаний психологических теорий, т.е. при наличии достаточной клинической базы, можно было бы ожидать от пациентов, страдающих некоторыми заболеваниями конкретный тип реакции на группы раздражителей [13]. В-третьих, также распространены исследования, в которых диффузионные модели используются в качестве диагностического инструмента [14]. Следует отметить, что исследование с искомыми выборками, вполне могло бы относиться к пересечению третьей и первой категорий, ведь несоответствия в данных полученных от анализа уже пораженных людей и еще здоровых могли бы указывать на несоответствие в работе модели. При этом, как отмечалось в [11], скорость обработки информации может быть показателем интеллекта, а потому даже при анализе здоровой выборки независимо от других можно получить интересные результаты.

Тем не менее, за применением диффузионных моделей стоит математическая основа, а потому многие теоретические и алгоритмические достижения увеличивают популярность диффузионных моделей и подкрепляют результаты, основанные на теоретически корректных методах.

Резюмируя, диффузионные модели переживают бурное развитие, многие методы улучшаются и дополняются. Дальнейшее исследование применимости и устройства диффузионных моделей продолжаются.

## Описание методик и батарей когнитивных тестов

Батарея когнитивных тестов предназначена для оценки управляющих или исполнительных функций взрослых и детей. Результаты теста дают понимание о состоянии высших психических функций, то есть о сильных и слабых сторонах человека. В батарею входят 6 тестов, каждый тест предназначен для оценки определенной когнитивной функции. Продолжительность всех тестов вместе занимает примерно 40–45 минут.

В батарею входят следующие тесты:

Таблица 1: Числовой Струп

Task	условие физическое или семантическое	
size1	размер цифры слева	
size2	размер цифры справа	
number1	цифра слева	
number2	цифра справа	
corrAns	необходимый ответ	
congruency	cong	значение и размер одновременно больше или меньше
	incong	значение больше, а размер меньше или наоборот
	neutral	нейтральное условие, когда значение или размер совпадают
distance	дистанция между двумя цифрами	
Response.keys	ответ, который дал участник	
Response.corr	индикатор правильности ответа	
Response.rt	время реакции	

Таблица 2: Задача на переключаемость

Images	предъявляемая картинка	
Iti	межстимульный интервал	
Corrans	необходимый ответ (нажатие стрелки влево или вправо)	
SwitchTrial	условие переключения (switch) или повтор (repeat)	
Этап 1 (выбор формы)	shape_resp.keys	какой ответ дал участник
	shape_resp.corr	индикатор правильности ответа
	shape_resp.rt	время реакции
Этап 2 (выбор цвета)	key_resp_33.keys	какой ответ дал участник
	key_resp_33.corr	индикатор правильности ответа
	key_resp_33.rt	время реакции
Этап 3.1 (цвет или форма)	key_resp_34.keys	какой ответ дал участник
	key_resp_34.corr	индикатор правильности ответа
	key_resp_34.rt	время реакции
Этап 3.2 (цвет или форма)	key_resp_35.keys	какой ответ дал участник
	key_resp_35.corr	индикатор правильности ответа
	key_resp_35.rt	время реакции

Таблица 3: Задача Go/No-go

stimulus_test1	предъявляемый стимул
corrAns_test1	правильный ответ
resp_trial_Test1.keys	ответ, который дал участник исследования
resp_trial_Test1.corr	индикатор правильного ответа
resp_trial_Test1.rt	время реакции

Таблица 4: Тест Струпа

word	слово, которое было предъявлено
cor	цвет шрифта, которым слово было предъявлено
dir	какую стрелку надо нажать для правильного ответа
congr	индикатор совпадения значения слова и цвета шрифта
response.keys	ответ, который дал участник исследования
response.corr	индикатор правильного ответа
response.rt	время реакции

Таблица 5: Задача n-back

Square	какой квадрат загорается
Location	локализация квадрата, который загорелся
corrAns	правильный ответ на предъявляемый стимул
response.keys	ответ, который дал участник исследования
response.corr	индикатор правильного ответа
response.rt	время реакции

Таблица 6: Фланговая задача (Flanker Task)

Input	предъявляемый стимул
Congruent	индикатор совпадения направления центральной стрелки и боковых
corrAns	необходимый ответ
key_resp.keys	ответ, который дал участник
key_resp.rt	время реакции

Управляющие функции необходимы для психического и физического здоровья, применяются человеком в ситуациях, когда реализовать автоматическое или инстинктивное действие неразумно или недостаточно, т.е. в случаях, когда нужно сконцентрироваться и обратить внимание на конкретные факторы [9]. Существует общепризнанное мнение, что есть три ключевых УФ: ингибирование, обновление рабочей памяти и переключаемость [8]. На них базируются УФ более высокого порядка, такие как рассуждение, решение проблем и планирование [4]. В связи с этим, когнитивные тесты специально подобраны для взаимодействия и анализа управляющих функций. Так, у не подготовленного человека прохождение тестов может быть связано с определенными трудностями, в связи с высоким темпом и разнообразием заданий. Потому при сборе данных программный комплекс изначально проводит тренировочную сессию, которую необходимо исключить из общей выборки по участникам, дабы выбросы не попали в общий массив данных. Остановимся подробнее на каждой сфере работы тестов.

### **Ингибирование (Inhibition)**

Ингибирование включает способность контролировать внимание и преодолевать внешние раздражители. Реализуется на нескольких уровнях:

- Тормозный контроль внимания отвечает за избирательность восприятия и подавление иных стимулов. Для оценки была использована Фланговая задача, заключающаяся в концентрировании внимания на центральном стимуле и игнорировании окружающих его фланговых стимулов (сигнатура 6).
- Когнитивное ингибирование отвечает за подавление посторонних или нежелательных мыслей, включая преднамеренное забывание, а также поддерживает рабочую память. Для его оценки был использован Тест Струпа. Существуют различные вариации теста, заключающиеся в разрешении конфликта обработки различных признаков стимула. Данная вариант заключался в выборе цвета текста, игнорируя смысловую составляющую. Так, на слово “красный” зеленого цвета нужно отреагировать нажатием зеленой кнопки. (сигнатура 4). Также был использован числовой Тест Струпа, используемый для оценки способности к подавлению конфликтной информации. Данная вариация заключалась в выборе между двумя числами либо большего по размеру, либо большего по значению в зависимости от условия (сигнатура 1).
- Самоконтроль является составной частью тормозного контроля и отвечает за контроль над эмоциями, сопротивление искушениям, принуждение продолжать делать что-то, отказ от моментального удовольствия в пользу позднего вознаграждения [10]. Для

оценки данного показателя был использован тест Go/No-go, который заключается в подавлении реакции на стимул No-go, против постоянной реакции на стимул Go [6]. Трудность при прохождении заключается в быстрой смене стимулов (сигнатура 3).

**Рабочая память (Working memory)** Рабочая память отвечает за способность работать с информацией которой перцептивно больше нет, удержание информации и манипулирование ею, помогая удерживать умственное пространство от чрезмерного беспорядка [17]. Для оценки обновляемости рабочей памяти был использован тест n-back, во время которого на матрице загорались какие-то ячейки, а респондент должен был отмечать ячейки появляющиеся n шагов назад (сигнатура 5).

**Переключаемость (Switching)** Переключаемость отвечает за решение в условиях неопределенности и конфликтных задач, многозадачности, является основой когнитивной гибкости [5]. Одним из аспектов является способность менять пространственную перспективу или же перспективу в межличностном плане. Тестом для проверки данного показателя является задача на переключаемость, при выполнении которого респондент должен реагировать на форму или цвет предъявляемых фигур (сигнатура 2).

## Сбор и обработка данных

Изначальные данные были получены при прохождении участниками батареи когнитивных тестов, а именно тестов: Фланговая задача, задача на переключаемость, тест Струпа, числовой тест Струпа, задача n-back, тест Go/No-go. Респонденты являлись частью двух выборок: проект Нейроонко и проект Инсульт. Количества участников составляли соответственно 16 и 20 участников. В каждой выборке половина участников была здорова, что далее позволит проводить статистический анализ и проверку гипотез. Все данные обезличенные, то есть не содержат никакой персональной информации об участниках исследования. Файлы, получаемые как выход из тестирующей системы представляют собой .csv документы, в качестве разделителя в которых используются запятые. Тем не менее, количество параметров, контроль которых ведется системой во время теста излишне велико, а потому из представленных файлов предстояло удалить лишнюю информацию. Искомые данные содержались в архиве, который предстояло распаковать для дальнейшей обработки.

Были рассмотрены различные варианты и технологии парсинга файлов, но итоговый выбор пал на язык Python с библиотекой Pandas, в связи с распространенностью данного инструмента, а также в связи с возможностью синхронного программирования в облачной среде разработки Google Colab. Дабы иметь возможность быстрой загрузки и выгрузки файлов, был создан общий Google Диск, с которого эти данные подкачивались по заданному пути, который изменялся лишь в одном токене в зависимости от адреса запуска. Отдельной проблемой являлись NaN позиции в файлах, так как они представляют собой идеал машинной арифметики, т.е. арифметические операции с ними приводят к тем же NaN элементам. Для решения этой проблемы было предложено 2 варианта: создание копии файла с нулевыми полями вместо NaN, но данный вариант затратен по памяти, потому при обработке предварительно были объединены столбцы по времени реакции. Как следствие, для анализа отбирались только те строки, для которых соответствующее значение времени реакции было не NaN. Также, при прочтении [12], [16] стало понятно, что быстрые ответы на тесты (время реакции меньше чем 150 миллисекунд) вероятно являются отражением нетерпеливости участника, или попытки заранее предугадать ответ, т.к. сознательная реакция на раздражитель за столь малый промежуток времени маловероятна. Потому, ответы с временем реакции меньшим 150 миллисекунд отбрасывались, как невалидные.

В связи с особенностями запуска комплекса fast-dm-30 было необходимо преобразовать предоставленные данные. Например, необходимо оставить лишь признаки упомянутые в таблицах выше 1, а также, как было показано в [3], необходимо отбрасывать данные, от-

ходящие от математического ожидания больше чем на три стандартных отклонения в обе стороны. Для этого от прологарифмированных данных вычиталось среднее значение, а также нормировалось на дисперсию. Таким образом, мы приближенно получали данные из нормального распределения (хорошо аппроксимированные, т.к. количество субтестов больше 50), для которых доверительный интервал представляет собой интервал от -3 до 3. Таким образом, изначальные данные очищались от выбросов и из полученного файла вырезались лишь нужные столбцы (согласно 1) которые пересохраняли уже для дальнейшего запуска fast-dm-30.

Как пример приведем часть парсера и обработчика данных, отвечающую за обработку теста Струпа (репозиторий с кодом доступен в [Github](#)).

```
directory = "/content/drive/file_path"
if filename == "ColorStroop":
    print(os.path.join(os.path.join(directory, filename), filename1))
    df = pd.read_csv(os.path.join(os.path.join(directory, filename), filename1))

    if 'feedback.started' in df.columns:
        fname = 'feedback.started'
    else:
        fname = 'feedback_image.started'

    df_filtered = df[(df[fname].isna()) & (df['response.rt'] > 0.150)]
    arr = df_filtered['response.rt']

    arr_new = np.log(arr)
    Sample_average = np.mean(arr_new)
    Var = np.sqrt(np.mean((arr_new - Sample_average) ** 2))
    def func(x):
        return (np.log(x) - Sample_average) / Var
    df_f = df_filtered[df_filtered['response.rt'].apply(func) < 3]
    df_f1 = df_f[df_f['response.rt'].apply(func) > -3]
    df_res = df_f1[['word', 'cor', 'dir', 'congr',
                    'response.keys', 'response.corr', 'response.rt']]
    df_res.to_csv(directory + filename1[:-4] + '.dat', sep='\t', index=False)
```

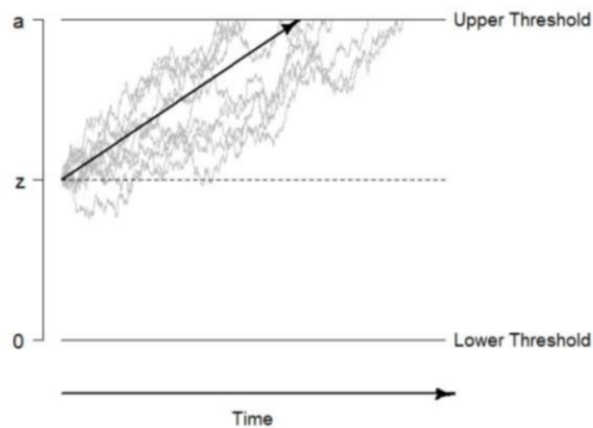


## Подбор параметров и запуск диффузионной модели

После предварительной обработки данных надо было решить вопрос с параметрами диффузионной модели. Для этого необходимо было изучить статьи [12], [16] и понять принцип работы диффузионной модели.

Теперь перейдем непосредственно к параметрам. Время реакции складывается из времени  $t_0$ , не связанного с принятием решения (перцептивные и моторные процессы), и времени принятия решения. Время принятия решения зависит от трех параметров: начального значения процесса накопления информации —  $z$ , порогового значения —  $a$  и скорости накопления информации —  $v$  (и ряда других параметров, которые обычно фиксируются в исследованиях, осуществляемых в рамках диффузионной модели).

Рис. 1: Схематическое изображение процессов принятия решения при выполнении двухальтернативной задачи выбора в диффузионной модели [3]



Процессы происходящие в рамках данной диффузионной модели представляют из себя обобщенную модель случайных блужданий [16]. Положение субъекта при принятии решения рассматривается как точка между двумя порогами. В каждый следующий момент времени  $t$  единица поступающей информации служит основанием для смещения положения в сторону той альтернативы, которой информация соответствует. А также понятно, что процесс, изображенный на Рис. 1 представляет не что иное, как последовательный анализ Вальда (с другой стороны, это графическая иллюстрация диффузионной модели времени реакции). А значит, в данной модели будет корректно определен результат за конечное число шагов, что позволит однозначно принять или отклонить гипотезу  $H_0$ .

Поэтому для входных данных были выбраны следующие данные. Так как изначальные данные не имеют никакого конкретного распределения, они имеют выбросы. Даже несмотря на то, что было сделано некое просеивание, гарантии того, что выбросы отсутствуют нет. Поэтому из всех предложенных вариантов в программном обеспечении fast-dm-30 (метод

максимального правдоподобия, критерий хи-квадрат, критерий Колмогорова—Смирнова и др.) был выбран метод Колмогорова—Смирнова. Математическая статистика утверждает, что о хорошей сходимости можно говорить при количестве проб  $> 20$ . В рамках данного исследования нам необходимо оценивать параметры  $a$ ,  $v$ ,  $t_0$ , поэтому файл для запуска fast-dm выглядел следующим образом:

Рис. 2: Пример файла experiment.ctf, используемого для запуска fast-dm

```
1 method ks
2 set zr 0.5
3 set d 0
4 set sv 0
5 set szr 0
6 set p 0
7 format RESPONSE TIME
8 load "./res_st_1/pr_ney/NumericalStroop/*.dat"
9 log "./final_res/pr_ney/NumericalStroop.log"
```

Тем не менее, при запуске диффузионной модели необходимо было разбить некоторые тесты на подвыборки по признаку конгруэнтности условия, т.е. случаи когда стимулы совпадали или работали противонаправленно подавались на вход отдельно, т.к. за обработку таких сигналов отвечают различные области мозга [12]. Также, файлы подаваемые на вход fast-dm-30 не должны содержать названия столбцов, а в качестве индикатора правильного ответа, должны быть использованы целые числа 0 и 1, потому необходимо было провести также дополнительную обработку, ведь на данных из предыдущего этапа модель не запустилась. Пример кода для дополнительной обработки фланговой задачи.

```
if filename == "FlankerTask":
    print(os.path.join(os.path.join(directory, filename), filename1))
    df = pd.read_csv(os.path.join(os.path.join(directory, filename), filename1))
    df_zeroes = df.query('congruent == 0.0')
    df_ones = df.query('congruent == 1.0')
    vec_zeros = (df_zeroes['corrAns'] == df_zeroes['key_resp.keys']).astype(int)
    df_zeroes['corr'] = vec_zeros
    df_res = df_zeroes[['corr', 'key_resp.rt']]
    df_res['corr'] = df_res['corr'].astype(int)
    df_res.to_csv(path + '00000' + filename1[:-4] + '.dat', sep='\t', header=False)
    vec_ones = (df_ones['corrAns'] == df_ones['key_resp.keys']).astype(int)
    df_ones['corr'] = vec_ones
    df_res = df_ones[['corr', 'key_resp.rt']]
    df_res['corr'] = df_res['corr'].astype(int)
    df_res.to_csv(path + '11111' + filename1[:-4] + '.dat', sep='\t', header=False)
```

## Оценка и анализ выданных моделью данных

В этой главе предстоит оценить все полученные выходные данные, полученные в результате действий диффузионной модели. По итогу в рамках проекта Нейроонко было получено 24 выходных файла формата “.log”, а в рамках проекта Инсульт – 16 файлов. Далее, в исследовании возникали различные варианты для анализа получившегося, но выбор был сделан следующий. Так как известно, за что отвечают параметры диффузионной модели, то можно просто провести дисперсионный анализ получившихся параметров, что в рамках данного исследования позволит ответить на поставленные вопросы.

Впоследствии, к получившимся выборкам необходимо было применить какой-либо статистический критерий. Наиболее часто встречающимися критериями в такого рода анализе являются критерии: двухвыборочный t-критерий Стьюдента для независимых выборок, двухвыборочный t-критерий Уэлча для независимых выборок, T-критерий Вилкоксона, U-критерий Манна–Уитни и Q-критерий Розенбаума [2]. Тем не менее, U-критерий Манна–Уитни оказался наиболее предпочтительным по сравнению с остальными, ведь t-критерии Стьюдента и Уэлча применяются, если данные из нормального распределения (нельзя дать гарантии, что данные обработанные диффузионной моделью будут из нормального распределения, тем не менее в отдельных исследованиях они используются), T-критерий Вилкоксона аналог U-критерий Манна–Уитни только для зависимых выборок (в нашем случае, еще на стадии сбора данных было положено, что данные независимы), а Q-критерий Розенбаума имеет меньшую мощность критерия, нежели U-критерий Манна–Уитни. Таким образом, был выбран именно критерий Манна–Уитни.

Реализация этого была проделана двумя различными способами: первый использует встроенные функции из библиотеки `scipy.stats`, второй — дополнительное программное обеспечение `Jamovi` (функциональный статистический пакет, написанный на языке R), предназначенное для дисперсионного анализа и выполнения различных статистических тестов.

Далее, учитывая структуру файлов, используя язык программирования Python, данные были сгруппированы для дальнейшего анализа. Для использования `Jamovi` необходимо было преобразовать файлы (в частности, объединить выборки здоровых людей и перенесших заболевание и обозначить это). Для этого была применена библиотека `pandas`, а также файлы подгрузились и выгружались на гугл-диск по аналогии с тем, как это делалось ранее.

Далее, для всех получившихся выборок (12 для проекта Нейроонко, 8 для проекта Инсульт) необходимо было запустить `Jamovi` в условиях гипотезы о различии распределений первой и второй группы, а также теста Манна–Уитни, т.к. тест на нормальность не

был пройден. Примечательно, что результат оказался практически идентичным с тем, что показала функция `stats.mannwhitneyu(...)`.

Рис. 3: Описательные статистики для выборки ColorStroop0

Описательные статистики группы						
	Группа	N	Среднее	Медиана	SD	SE
a	ill	10	2.986	2.3743	1.311	0.415
	wel	10	1.913	1.785	0.707	0.2236
v	ill	10	0.796	0.8898	0.994	0.314
	wel	10	2.068	1.887	0.860	0.2718
t0	ill	10	0.753	0.7283	0.324	0.102
	wel	10	0.722	0.656	0.170	0.0537
st0	ill	10	0.245	0.0403	0.360	0.114
	wel	10	0.212	0.105	0.254	0.0802

Рис. 4: Пример с значениями  $p$  – value для выборки ColorStroop0

## Т-тест независимых выборок

Т-тест независимых выборок

		Статистика	p
a	Манн-Уитни U	16.0	0.009
v	Манн-Уитни U	16.0	0.009
t0	Манн-Уитни U	43.0	0.631
st0	Манн-Уитни U	42.0	0.579

Перейдем к непосредственному анализу получившихся данных. Будем рассматривать тесты по порядку. Параметры  $a$  и  $t_0$  были интерпретированы так же, как это принято в задачах на узнавание. Мы считали, что различия по параметру  $a$  отражали бы способность испытуемых гибко менять стиль принятия решения в зависимости от условия, а параметр  $t_0$  связывали с перцептивными и моторными стадиями обработки. Мы не выдвигали специфических гипотез в отношении этих параметров

### 1. ColorStroop0.

- Проект Инсульт  $(a, v, t_0, st_0) = (0.009, 0.009, 0.631, 0.579)$  Для величины порога ( $a$ ) диффузионной модели было обнаружено влияния фактора «тип пробы», а также высокосignificant эффект фактора «тип пробы» был обнаружен для параметра  $v$ , для параметра  $t_0$  не обнаружено корреляции.

- Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.491, 0.662, 0.059, 0.950)$  Для величины порога  $(a)$  диффузионной модели было не обнаружено влияния фактора «тип пробы», для параметра  $v$ , отвечающего за скорость накопления информации также не обнаружен, для параметра  $t_0$  не обнаружено корреляции, но как видим значение очень близко к порогу.

Таким образом, если у нас значение слова и цвет не совпадают, то скорость накопления информации и гибкость принятия решений у людей, перенесших инсульт, сильно отличается от результатов здоровых людей. У детей, перенесших нейроонкологические заболевания, в целом, значимых отличий нет.

## 2. ColorStroop1.

- Проект Инсульт  $(a, v, t_0, st_0) = (0.009, 0.001, 0.684, 0.529)$  Для величины порога  $(a)$  диффузионной модели было обнаружено влияния фактора «тип пробы», а также высокосignificant эффект фактора «тип пробы» был обнаружен для параметра  $v$ , для параметра  $t_0$  не обнаружено корреляции.
- Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.852, 0.950, 0.108, 0.438)$  Для величины порога  $(a)$  диффузионной модели было не обнаружено влияния фактора «тип пробы», для параметра  $v$ , отвечающего за скорость накопления информации также не обнаружен, для параметра  $t_0$  не обнаружено корреляции.

Таким образом, если у нас значение слова и цвет совпадают, то скорость накопления информации и гибкость принятия решений у людей, перенесших инсульт, сильно отличается от результатов здоровых людей. У детей, перенесших нейроонкологические заболевания, значимых отличий не наблюдается.

## 3. FlankerTask0.

- Проект Инсульт  $(a, v, t_0, st_0) = (0.006, < 0.001, < 0.001, < 0.001)$  Для всех параметров обнаружена статистическая значимость.
- Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.613, 0.867, 1.000, 0.385)$  Здесь же, наоборот, все параметры больше уровня значимости.

Таким образом, если центральная стрелка и боковые направлены в разные стороны, то скорость накопления информации, гибкость принятия решений у людей, перенесших инсульт, сильно отличаются от результатов здоровых людей. У детей, перенесших нейроонкологические заболевания, значимых отличий не наблюдается.

#### 4. FlankerTask1.

- Проект Инсульт  $(a, v, t_0, st_0) = (0.005, 0.025, < 0.001, 0.014)$  Для всех параметров обнаружена статистическая значимость.
- Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.094, 0.536, 0.072, 0.536)$  Для величины порога (а) диффузионной модели не было обнаружено влияния фактора тип пробы, хотя влияние этого фактора и приближалось к значимому на уровне тенденции. Аналогично с параметром  $t_0$ , а для параметра  $v$ , отвечающего за скорость накопления информации также не обнаружен такой фактор

Таким образом, если центральная стрелка и боковые направлены в одну сторону (конгруэнтный случай), то скорость накопления информации, гибкость принятия решений у людей, перенесших инсульт, сильно отличаются от результатов здоровых людей. У детей, перенесших нейроонкологические заболевания, значимых отличий не наблюдается, но есть тенденции, свидетельствующие о том, что скорость принятия решений несколько снижена.

#### 5. GoNoGo.

- Проект Инсульт  $(a, v, t_0, st_0) = (0.579, 0.315, 0.043, 0.014)$  Обнаружена статистическая значимость у параметра  $t_0$ , связанного с перцептивными и моторными стадиями обработки.
- Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.645, 0.574, 0.721, 0.599)$  Как видим, статистической значимости нигде нет, так как очень большие значения у  $p - value$ .

Таким образом, можно утверждать, что в данном конкретном тесте отличий почти не наблюдается ни у детей, перенесших нейроонкологические заболевания, ни у людей, перенесших инсульт, в сравнении с здоровыми. Единственное, что можно отметить, так это то, что у людей, перенесших инсульт есть небольшие проблемы с перцептивными и моторными стадиями обработки.

#### 6. N-back.

- Проект Инсульт  $(a, v, t_0, st_0) = (0.328, 0.388, 0.388, 0.955)$  Как видно, статистической значимости не обнаружено, более того, даже тенденций к каким-либо отклонениям нет.

- Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.852, 0.852, 0.108, 0.059)$  Как видим, статистической значимости нигде нет, так как очень большие значения у  $p - value$ .

Таким образом, можно утверждать, что в данном конкретном тесте отличий почти не наблюдается ни у детей, перенесших нейроонкологические заболевания, ни у людей, перенесших инсульт, в сравнении с здоровыми.

7. **Task-Switching-repeat**. Проект Инсульт  $(a, v, t_0, st_0) = (0.353, 0.052, 0.280, 0.684)$  Как видно, параметры  $a$  и  $t_0$ , не являются статистически значимыми. С другой стороны параметр  $v$  можно считать статистически значимым (можем немного раздвинуть критическую область). Таким образом, можно утверждать, что в этом тесте у людей, перенесших инсульт обнаружены различия в скорости принятия решений, по сравнению со здоровыми испытуемыми.
8. **Task-Switching-switch**. Проект Инсульт  $(a, v, t_0, st_0) = (0.165, 0.009, 0.143, 0.393)$  Как видно, параметры  $a$  и  $t_0$ , не являются статистически значимыми, тем не менее наблюдается некая тенденция (так как значения не очень большие). С другой стороны параметр  $v$  можно считать статистически значимым. Таким образом, можно утверждать, что в этом тесте у людей, перенесших инсульт обнаружены различия в скорости принятия решений, по сравнению со здоровыми испытуемыми.
9. **NumericalStroop-physical-0**. Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.731, 0.267, 0.535, 0.056)$  Как видно, статистической значимости основных параметров не наблюдается (даже на уровне тенденции). Таким образом, можно утверждать, что в этом тесте у детей, перенесших нейроонкологические заболевания, не было обнаружено никаких принципиальных отличий в выполнении этого теста (даже предпосылок нет).
10. **NumericalStroop-physical-1**. Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.189, 0.336, 0.463, 0.417)$  Как видно, статистической значимости основных параметров не наблюдается (даже на уровне тенденции). Таким образом, можно утверждать, что в этом тесте у детей, перенесших нейроонкологические заболевания, не было обнаружено никаких принципиальных отличий в выполнении этого теста (даже предпосылок нет).
11. **NumericalStroop-physical-2**. Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.463, 0.536, 0.094, 1.000)$  Как видно, параметры  $a$  и  $v$ , не являются статистически значимыми, тем не менее, для параметра  $t_0$  наблюдается некая тенденция (так как значение  $p - value < 0.1$ ).

Таким образом, значимых различий по сравнению со здоровыми людьми не наблюдается, однако наблюдается негативная тенденция в перцептивных и моторных стадиях обработки.

12. **NumericalStroop-semantic-0.** Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.152, 0.281, 0.397, 0.955)$   
Исходя из этих значений, видно, что все параметры не являются статистически значимыми. То есть можно утверждать, что серьезных различий в выполнении этого задания у детей, перенесших нейроонкологические заболевания, и у здоровых детей не наблюдается.
13. **NumericalStroop-semantic-1.** Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.345, 0.108, 0.108, 0.282)$   
Как видно, параметры  $v$  и  $t_0$ , не являются статистически значимыми, тем не менее наблюдается некая негативная тенденция (так как значения не очень большие). С другой стороны, параметр  $a$  можно считать статистически не значимым. Таким образом, можно утверждать, что в этом тесте у детей, перенесших нейроонкологические заболевания, не было обнаружено никаких принципиальных отличий в выполнении этого теста (тем не менее предпосылки для этого имеются)
14. **NumericalStroop-semantic-2.** Проект Нейроонко  $(a, v, t_0, st_0) = (0.121, 0.152, 0.152, 0.232)$   
Как видно, параметры  $a$ ,  $v$  и  $t_0$ , не являются статистически значимыми, тем не менее наблюдается некая негативная тенденция (так как значения не очень большие). С другой стороны, параметр  $st_0$  можно считать статистически не значимым. Таким образом, можно утверждать, что в этом тесте у детей, перенесших нейроонкологические заболевания, не было обнаружено никаких принципиальных отличий в выполнении этого теста (тем не менее предпосылки для этого имеются)



## Результаты

В результате получена следующая таблица:

Таблица 7: Результат обработки тестов

Проект	Название теста	$a$	$v$	$t_0$	$st_0$
Проект Инсульт	ColorStroop0	значимо	значимо	0.631	0.579
	ColorStroop1	значимо	значимо	0.684	0.529
	FlankerTask0	значимо	значимо	значимо	значимо
	FlankerTask1	значимо	значимо	значимо	значимо
	GoNoGo	0.579	0.315	значимо	значимо
	N-back	0.328	0.388	0.388	0.955
	Task-Switching-repeat	0.353	значимо	0.280	0.684
	Task-Switching-switch	0.165	значимо	0.143	0.393
Проект Нейро- онко	ColorStroop0	0.491	0.662	значимо	0.950
	ColorStroop1	0.852	0.950	0.108	0.438
	FlankerTask0	0.613	0.867	1.000	0.385
	FlankerTask1	0.094	0.536	0.072	0.536
	GoNoGo	0.645	0.574	0.721	0.599
	N-back	0.852	0.852	0.108	значимо
	NumericalStroop-physical-0	0.731	0.267	0.535	значимо
	NumericalStroop-physical-1	0.189	0.336	0.463	0.417
	NumericalStroop-physical-2	0.463	0.536	0.094	1.000
	NumericalStroop-semantic-0	0.152	0.281	0.397	0.955
	NumericalStroop-semantic-1	0.345	0.108	0.108	0.282
	NumericalStroop-semantic-2	0.121	0.152	0.152	0.232

Таким образом, если рассматривать проект Инсульт, то можно констатировать, что у людей, перенесших инсульт, наблюдаются значимые отличия в способности к быстрому очищению рабочей памяти (способность когнитивного ингибирования), а также существует проблема концентрации внимания, то есть подавление отвлекающих стимулов выражено очень слабо. Если же говорить о когнитивной гибкости и переключаемости внимания, то проблемы существуют в рамках скорости накопления информации (так как параметр  $v$  является значимым). Тем не менее, способности к подавлению привычной реакции в ответ на предъявление конфликтной информации у людей выражены таким же образом, как и у здоровых. А также несмотря на то, что ингибирование доминантной реакции выражено слабо, у участников эксперимента хорошо развита способность подавления отвлекающего фактора без последующих действий.

Если же говорить про детей, перенесших нейроонкологические заболевания, то можно отметить, что сильных, ярковыраженных корреляций их болезни с их когнитивных способностями не было выявлено. Тем не менее, во многих тестах наблюдались невысокие  $p$ -value,

что позволяет заявить о неких негативных тенденциях. В частности, в задаче проверки способности к подавлению привычной реакции в ответ на предъявление конфликтной информации можно видеть, что скорость принятия решений, несколько снижена в сравнении со здоровыми людьми. А также определенные сложности возникли в тесте FlankerTask1, то есть в неконгруэнтном состоянии. Что говорит об определенных, но не критических отличиях в избирательности внимания. Однако, значимых отличий, касающихся способности подавлять когнитивную интерференцию и способности оперативно обновлять рабочую память, не было обнаружено.

---

**Algorithm 1** Схема парсинга и обработки данных

---

```
1: input: Папка с исходными данными, распределенными по соответствующим папкам
2: for step in range(T) do                                ▷ итерирование по папкам и файлам, находящимся в них
3:     Загрузка данных
4:     Реализация Z-трансформации
5:     Реализация парсинга данных                            ▷ создание новых dataframes, содержащих
                                                                релевантную информацию
6:     Разбиение файлов в соответствии с конгруэнтностью
7:     Сохранение новых файлов в соответствующие директории
8: end for
```

---

## Заключение

По итогам проделанной работы можно сделать вывод о применимости диффузионных моделей и fast-dm-30, в частности, для анализа медицинских данных. Определенные препятствия возникают при подготовке данных к запуску модели, а также предварительного подбора тестов для оценки когнитивных функций. Как видно из данных 7, лишь часть предложенных тестов оказалась под существенным влиянием при сравнении показателей здоровых респондентов и перенесших некоторые заболевания. В связи с малой изученностью внутреннего взаимодействия функций человеческого мозга данная тема актуальна и представляет научный интерес для дальнейших исследований. Так, можно рассмотреть иные тесты для диагностики когнитивных функций, а также отличные от выбранного статистические критерии, например, при достаточно большой выборке, в предположении нормальной распределенности данных внутри группы, можно рассмотреть вариант использования Т-критерия. Также, одним из дальнейших направлений развития работы можно предложить оценку корреляции с помощью парного критерия между показателями в подгруппах теста, отличающихся значением конгруэнтности. Так, например, в фланговой задаче интерес представляет оценка связи между случаями, когда респонденты подавляли реакцию на стимулы (ложные сигналы), против реакции на сонаправленные условия, ведь в данных процессах участвуют различные когнитивные функции. Дальнейшие исследования темы продолжают-ся.

## Список литературы (или источников)

- [1] fastRdm - fast diffusion model analysis using R. <https://github.com/waidschrat/fastRdm>. Режим доступа свободный. Последний доступ 15.02.2024.
- [2] Mann–Whitney U test. [https://en.wikipedia.org/wiki/Mann–Whitney\\_U\\_test](https://en.wikipedia.org/wiki/Mann–Whitney_U_test). Режим доступа свободный. Последний доступ 24.04.2024.
- [3] Alena A. Khlebnikova Boris B. Velichkovsky, Dmitry V. Tatarinov. Task switching in normal aging and mild cognitive impairment: A diffusion model analysis of reaction times. *Psychology in Russia: State of the Art*, 13, 2020. URL: [https://psychologyinrussia.com/volumes/pdf/2020\\_2/Psychology\\_2\\_2020\\_109-120\\_Velichkovsky.pdf](https://psychologyinrussia.com/volumes/pdf/2020_2/Psychology_2_2020_109-120_Velichkovsky.pdf).
- [4] Koechlin E. Collins, A. Reasoning, learning, and creativity: Frontal lobe function and human decision-making. *PLoS Biology*, 10(3):100–129, 2012. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.1001293>.
- [5] M. C. Davidson, D. Amso, L. C. Anderson, and A Diamond. Development of cognitive control and executive functions from 4 to 13 years: Evidence from manipulations of memory, inhibition, and task switching. *Neuropsychologia*, 44(11):2037–2078, 2006. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2006.02.006>.
- [6] N. P. Friedman and A. Miyake. The relations among inhibition and interference control functions: A latent-variable analysis. *Journal of Experimental Psychology*, 133(1):101–135, 2004. URL: <https://doi.org/10.1037/0096-3445.133.1.101>.
- [7] G. Ivchenko and Y. Medvedev. *An introduction to mathematical statistics*. LKI Publishing House, 2009.
- [8] J. E. Lehto, P. Juujärvi, L. Kooistra, and L. Pulkkinen. Dimensions of executive functioning: Evidence from children. *British Journal of Developmental Psychology*, 21(1):59–80, 2003. URL: <https://doi.org/10.1348/026151003321164627>.
- [9] E. K. Miller and J. D. Cohen. An integrative theory of prefrontal cortex function. *Annual Review of Neuroscience*, 24:167–202, 2001. URL: <https://doi.org/10.1146/annurev.neuro.24.1.167>.
- [10] W. Mischel, Y. Shoda, and M. I. Rodriguez. Delay of gratification in children. *Science*, 244(4907):993–938, 1989. URL: <https://doi.org/10.1126/science.2658056>.

- [11] R. Ratcliff, F. Schmiedek, and G. McKoon. A diffusion model explanation of the worst performance rule for reaction time and iq. *Intelligence*, 36:10–17, 2008.
- [12] Boris B. Velichkovskiy, Faniya R. Sultanova, Dmitry V. Tatarinov, and Anastasia A. Kachina. The diffusion model of reaction time for recent negative probes. *Experimental Psychology*, (1), 2020. URL: [https://psyjournals.ru/journals/exppsy/archive/2020\\_n1/exppsy\\_2020\\_n1\\_Velichkovsky\\_Sultanova\\_et\\_al.pdf](https://psyjournals.ru/journals/exppsy/archive/2020_n1/exppsy_2020_n1_Velichkovsky_Sultanova_et_al.pdf).
- [13] A. Voss, K. Rothermund, A. Gast, and D. Wentura. Cognitive processes in associative and categorical priming: a diffusion model analysis. *Frontiers in Psychology*, 4:940, 2013.
- [14] Andreas Voss, F. Schmiedek, K. Oberauer, O. Wilhelm, H.M. Suess, and W.W. Wittmann. Individual differences in components of reaction time distributions and their relations to working memory and intelligence. *Experimental Psychology*, 53(6):414–429, 2006.
- [15] Andreas Voss and Jochen Voss. Fast-dm: A free program for efficient diffusion model analysis. *Psychological Methods*, 11(2):179–197, 2006. URL: <https://m.seehuhn.de/papers/VV06b.pdf>.
- [16] Andreas Voss, Jochen Voss, and Veronika Lerche. Assessing cognitive processes with diffusion model analyses: a tutorial based on fast-dm-30. *Frontiers in Psychology*, 6:336, 2015. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2015.00336/full>.
- [17] R. T. Zacks and L. Hasher. Aging and long-term memory: Deficits are not inevitable. *Lifespan Cognition: Mechanisms of Change*, 2006. URL: <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195169539.003.0011>.