

Дрейф-диффузионная модель для объяснения процессов восприятия неоднозначных изображений

У. Мухаммад¹, А. К. Куц², В. А. Максименко^{2,3}✉, А. Е. Храмов^{2,4}

¹АНО ВО «Университет Иннополис», Иннополис, Республика Татарстан, Россия

²НИИ прикладного искусственного интеллекта и цифровых решений, РЭУ им. Г. В. Плеханова, Москва, Россия

³АНО ВО «Университет Неймарк», Нижний Новгород, Россия

⁴Национальный медико-хирургический Центр имени Н. И. Пирогова, Москва, Россия

E-mail: m.usama@innopolis.university, kuc1995@mail.ru, ✉maximenkov1@gmail.com, hramovae@gmail.com

Поступила в редакцию 13.04.2026, принята к публикации 07.07.2026,
опубликована онлайн 09.07.2026

Аннотация.

Цель. Продемонстрировать эффективность дрейф-диффузионной модели для описания когнитивных процессов восприятия неоднозначных визуальных стимулов на примере кубов Неккера. **Методы.** Для количественного описания процессов принятия решения используется модель накопления доказательств. На её основе проводится разложение времени реакции на компоненты, связанные с накоплением информации и дополнительными когнитивными процессами, такими как сенсорная обработка и формирование моторного ответа. **Результаты.** Показано, что увеличение неоднозначности стимула приводит к снижению скорости накопления информации, релевантной для принятия решения, а также к увеличению длительности процессов, не связанных с накоплением. Обнаружено, что при низкой степени неоднозначности стимулы с различной ориентацией обрабатываются по-разному: для одной из ориентаций характерна более высокая скорость накопления информации. Кроме того, выявлено влияние предшествующего контекста: при совпадении текущего и предыдущего стимулов наблюдается сокращение времени дополнительных процессов, в то время как скорость накопления информации остается неизменной. **Заключение.** Полученные результаты показывают, что поведенческие эффекты при восприятии неоднозначных стимулов формируются в результате взаимодействия нескольких когнитивных стадий. Используемый подход позволяет отдельно оценивать вклад этих стадий и обеспечивает более точное понимание механизмов принятия решения в условиях неопределенности.

Ключевые слова: дрейф-диффузионная модель, принятие решений, неоднозначные визуальные стимулы, куб Неккера, время реакции, сенсорная обработка.

Благодарности. Работа выполнена при поддержке...

Для цитирования: Мухаммад У., Куц А. К., Максименко В. А., Храмов А. Е. Дрейф-диффузионная модель для объяснения процессов восприятия неоднозначных изображений // Известия вузов. ПНД. 2026. DOI: 10.18500/0869-6632-003227. EDN: FUBZHP

Статья опубликована на условиях Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).

Drift-diffusion model for explaining perceptual processes of ambiguous images

U. Muhammad¹✉, A. K. Kuc², V. A. Maksimenko^{2,3}, A. E. Hramov^{2,4}

¹Innopolis University, Innopolis, Russia

²Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

³NEIMARK University, Nizhniy Novgorod, Russia

⁴National Medical and Surgical Center named after N. I. Pirogov, Moscow, Russia

E-mail: m.usama@innopolis.university, kuc1995@mail.ru, ✉maximenkov1@gmail.com, hramovae@gmail.com

Received 13.04.2026, accepted 07.07.2026, available online 09.07.2026

Abstract. *Objective.* To demonstrate the effectiveness of the drift-diffusion model for describing the cognitive processes underlying the perception of ambiguous visual stimuli, using Necker cubes as an example. *Methods.* To quantitatively describe decision-making processes, an evidence accumulation model is employed. Based on this model, reaction times are decomposed into components associated with information accumulation and additional cognitive processes, such as sensory processing and motor response execution. *Results.* It is shown that increasing stimulus ambiguity leads to a decrease in the rate of accumulation of decision-relevant information, as well as an increase in the duration of non-accumulation processes. It was found that under low ambiguity, stimuli with different orientations are processed differently: one orientation is characterized by a higher rate of information accumulation. Furthermore, the influence of prior context was revealed: when the current stimulus matches the previous one, a reduction in the duration of non-accumulation processes is observed, while the rate of information accumulation remains unchanged. *Conclusion.* The obtained results demonstrate that behavioral effects in the perception of ambiguous stimuli arise from the interaction of multiple cognitive stages. The proposed approach allows for the separate assessment of the contribution of these stages and provides a more precise understanding of decision-making mechanisms under conditions of uncertainty.

Keywords: drift-diffusion model, decision making, ambiguous visual stimuli, Necker cube, reaction time, sensory processing.

Acknowledgements. This work was supported by...

For citation: Muhammad U, Kuc AK, Maksimenko VA., Hramov AE. Drift-diffusion model for explaining perceptual processes of ambiguous images. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 2026. DOI: 10.18500/0869-6632-003227

This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).

Введение

В когнитивной психологии широко применяются экспериментальные парадигмы, в которых участникам многократно предъявляются стимулы, а в качестве основных зависимых переменных регистрируются время реакции и правильность ответа [1–3]. Такой подход позволяет описывать эффективность процесса на поведенческом уровне через точность и скорость, однако сам по себе он даёт лишь ограниченное представление о том, какие именно когнитивные процессы лежат в основе наблюдаемых различий между условиями или группами [4]. Одни и те же изменения среднего времени реакции и точности могут быть обусловлены разными механизмами: изменением качества обработки информации [5], степени осторожности при принятии решения [6], исходного предпочтения в пользу одной из альтернатив [7] или скоростью процессов, не связанных непосредственно с обработкой стимула [8], например ранней сенсорной обработкой и формированием моторной команды. Поэтому анализ только поведенческих показателей часто оказывается недостаточным для

Мухаммад У., Куц А. К., Максименко В. А., Храмов А. Е.
Известия вузов. ПНД, 2026

содержательной интерпретации экспериментальных эффектов [9–11].

Именно по этой причине всё больший интерес вызывают когнитивные модели, которые не просто описывают поведение, а формализуют предполагаемый механизм обработки информации [12]. В таких моделях наблюдаемые в эксперименте ответы и времена реакции рассматриваются как следствие скрытых вычислительных процессов, а параметры модели получают содержательную психологическую интерпретацию [13]. Это позволяет перейти от описания того, насколько быстро и точно выполняется задача, к анализу того, за счёт каких внутренних компонентов формируется наблюдаемое поведение [14]. В рамках этого подхода параметры модели оцениваются на основе данных о времени реакции и корректности ответа, а затем интерпретируются как количественные характеристики латентных когнитивных процессов [10, 11, 15].

Одной из наиболее известных и широко применяемых моделей такого типа является дрейф–диффузионная модель, предложенная Роджером Рэтклиффом и далее подробно развитая в последующих работах [9, 10]. В этой модели принятие бинарного решения рассматривается как процесс постепенного накопления релевантной для принятия решения информации до тех пор, пока не будет достигнут необходимый порог [16]. Классическая дрейф–диффузионная модель включает несколько ключевых параметров. Скорость дрейфа отражает среднюю скорость накопления информации и обычно интерпретируется как показатель качества извлечения или обработки релевантной информации: чем выше скорость дрейфа, тем быстрее субъект приходит к правильному решению [17]. Граница решения характеризует степень осторожности: большие значения соответствуют более консервативной стратегии, при которой требуется больше информации для ответа. Малые значения свидетельствуют о том, что приоритет отдаётся скорости над точностью [18]. Начальная точка отражает исходное смещение в пользу одной из альтернатив ещё до начала накопления информации [19]. Наконец, время процессов, не связанных с накоплением информации, описывает вклад процессов, не связанных непосредственно с выбором, таких как сенсорное кодирование стимула и моторная реализация ответа [20]. Благодаря такой параметризации модель делает возможной содержательную интерпретацию различий во времени реакции и точности на уровне отдельных когнитивных механизмов, а не только итоговых поведенческих показателей [10, 11, 15].

Использование дрейф–диффузионной модели позволяет существенно расширить аналитические возможности классических когнитивных экспериментов. Вместо того чтобы ограничиваться сравнением средних времён реакции и доли правильных ответов, исследователь получает инструмент для количественной оценки скрытых компонентов принятия решения и может напрямую проверять гипотезы о том, какие именно когнитивные процессы изменяются под воздействием экспериментальных манипуляций или индивидуальных различий [10, 11, 15, 21].

В настоящей работе описывается применение дрейф–диффузионной модели для анализа когнитивных процессов, задействованных в обработке неоднозначных визуальных стимулов — кубов Неккера [22]. Данная парадигма является апробированной моделью для изучения перцептивного принятия решений в условиях неоднозначности сенсорных данных [23–25]. При помощи манипулирования уровнем неоднозначности было показано, что обработка кубов Неккера определяется взаимодействием нескольких механизмов, а не только качеством сенсорных данных. На основе анализа поведенческих данных показано, что время реакции в задаче различения неоднозначных стимулов связано с динамикой распределённых кортикальных сетей [26]. Кроме того, было предположено, что вклад в изменения времени реакции могут вносить как процессы, связанные с ранней обработкой зрительной информации, так и извлечение информации, релевантной решению. В данном контексте

дрейф–диффузионная модель позволяет разделить эти процессы: ранняя обработка зрительной информации может быть соотнесена с параметром времени, не связанного с принятием решения, а извлечение релевантной для принятия решения информации — со скоростью дрейфа. Кроме того, было продемонстрировано, что обработка неоднозначной информации включает по меньшей мере две последовательные стадии — сенсорную обработку и собственно принятие решения, которым соответствуют разные пространственно-временные паттерны мозговой активности [27]. В контексте дрейф–диффузионной модели эти две стадии также могут быть связаны с различными компонентами. В работах [28, 29] было показано, что повторное предъявление неоднозначных стимулов ускоряет и повышает точность ответа в случае, если текущий стимул совпадает с предыдущим. Наконец, [7] продемонстрировали, что в случае низкой неоднозначности испытуемые демонстрируют предпочтение в пользу определённой ориентации стимула. Так, для лево-ориентированных стимулов наблюдаются более быстрые времена ответа по сравнению с право-ориентированными стимулами. Интересно, что данный эффект исчезает при увеличении неоднозначности.

В совокупности эти исследования показывают, что поведенческие различия в задачах с неоднозначными стимулами могут возникать по разным причинам: вследствие изменения качества накопления сенсорной информации, уровня неопределённости, влияния предшествующего контекста или длительности процессов, не связанных непосредственно с решением. Это означает, что анализ только средних значений времени реакции и точности ответа даёт ограниченное представление о когнитивных механизмах, лежащих в основе наблюдаемого поведения. По этой причине особый интерес представляет использование дрейф–диффузионной модели для более глубокого понимания процессов, описанных выше.

С учётом вышесказанного, в настоящей работе применяется дрейф–диффузионная модель для детального анализа когнитивных процессов, лежащих в основе восприятия неоднозначных визуальных стимулов. Основная цель исследования заключается в том, чтобы разделить вклад различных компонентов — ранней сенсорной обработки, накопления релевантной для принятия решения информации и процессов, не связанных с принятием решения, — в формирование наблюдаемых поведенческих эффектов. В частности, анализируется влияние уровня неоднозначности стимула, его ориентации, а также предшествующего стимула на параметры модели.

Статья организована следующим образом. В разделе «Методы» формализована дрейф–диффузионная модель и описана экспериментальная парадигма. Далее в разделе «Результаты» представлены основные эмпирические и модельные эффекты, связанные с влиянием неоднозначности стимула, его ориентации и предшествующего контекста на поведенческие показатели и параметры модели. В разделе «Обсуждение» полученные результаты интерпретируются в терминах когнитивных и нейрофизиологических механизмов обработки информации. Наконец, в разделе «Заключение» суммируются основные выводы исследования.

1. Методика

1.1. Дрейф-диффузионная модель Дрейф-диффузионная модель (ДДМ) предполагает, что процесс принятия решения представляет собой зашумлённое накопление информации, на основе которой принимается решение, обозначаемое как $V(t)$, которое начинается в точке X_0 и со временем эволюционирует в соответствии со скоростью дрейфа со средним значением (μ) и шумовой составляющей, описывающей изменчивость скорости дрейфа между различными стимулами $W(t)$, которая объясняет распределение времени реакции в экспериментах, включающих презентацию большого числа стимулов (Рис. 1).

Решение принимается в тот момент, когда релевантная информация впервые достигает одного из двух порогов, каждый из которых соответствует одному из возможных вариантов ответа. В задаче с двумя вариантами пороги задаются на уровнях $+b$ и $-b$ соответственно. Если испытуемый выбирает первый вариант, выполняется условие $V(DT) = +b$, где общее время реакции (RT) представляет собой сумму времени принятия решения (DT) и времени, не связанного с принятием решения (τ_0). Параметр τ_0 включает процессы обработки информации на ранних стадиях и формирования моторного ответа [30].

В случае задачи перцептивного принятия решения, когда существует единственный верный ответ, для дрейф-диффузионной модели устанавливаются два варианта – правильный ответ и неправильный. В процессе принятия решения испытуемый «рассматривает» куб и релевантная информация $V(t)$ накапливается со временем, как описывается следующим дифференциальным уравнением:

$$dV(t) = \mu dt + \sigma dW(t), \quad (1)$$

где μ – это среднее значение скорости дрейфа, принимающее положительное значение, если процесс направлен в сторону правильного ответа, и отрицательное – в противном случае. $W(t)$ представляет собой Винеровский процесс, а σ – стандартное отклонение шума.

Уравнение 1 дополняется начальным условием:

$$V(0) = X_0, \quad (2)$$

где X_0 принимает положительное значение, если у испытуемого имеется исходное смещение в сторону правильного ответа, отрицательное – если смещение направлено в сторону неправильного ответа, и равно нулю при отсутствии исходного предпочтения.

Согласно обратному уравнению Колмогорова, существует функция распределения $F_+(t, X_0)$, описывающая вероятность того, что процесс $V(t)$ достигнет положительной границы $+b$ до момента времени t и до достижения отрицательной границы $-b$, при начальном условии X_0 [31]. Функция $F_+(t, X_0)$ удовлетворяет следующему уравнению:



Рис. 1. Схематическая иллюстрация принципа описания процесса принятия решения на основе дрейф-диффузионной модели

$$\frac{\partial}{\partial t} F_+(t, X_0) = \frac{\sigma^2}{2} \frac{\partial^2}{\partial X_0^2} F_+(t, X_0) + \mu \frac{\partial}{\partial X_0} F_+(t, X_0), \quad (3)$$

для $t > 0$, $-b < X_0 < b$,

Дополненное граничными условиями:

$$F_+(t, -b) = 0, \quad F_+(t, b) = 1, \quad \forall t > 0,$$

и начальными условиями:

$$F_+(0, X_0) = 1, \text{ если } X_0 = b; \quad F_+(0, X_0) = 0, \text{ если } -b \leq X_0 < b.$$

Для численного интегрирования уравнения 3, время и пространство накапливаемой релевантной информации заменяются конечными разностями Δt и ΔV , которые выбираются исходя из баланса точности и вычислительных ресурсов. Когда длина шага стремится к нулю, приближённая плотность сходится к истинному значению $F_+(t, X_0)$. Длина пространства релевантной информации равна $2b$, тогда как максимальный временной интервал вручную задаётся достаточно большим значением t_{\max} . Общее число шагов по пространству релевантной информации равно

$$N = \frac{2b}{\Delta V},$$

а число временных шагов

$$T = \frac{t_{\max}}{\Delta t}.$$

Для упрощения вычислений можно заменить $F_+(t, X_0)$ на $u(t, X_0)$ следующим образом:

$$u(t, X_0) = F_+(t, X_0) - \frac{1 - \exp(-2\mu(b + X_0)/\sigma^2)}{1 - \exp(-4\mu b/\sigma^2)}. \quad (4)$$

Применяя преобразование (4), уравнение (3) приводится к следующему виду:

$$\frac{\partial}{\partial t} u(t, X_0) = \frac{\sigma^2}{2} \frac{\partial^2}{\partial X_0^2} u(t, X_0) + \mu \frac{\partial}{\partial X_0} u(t, X_0) \quad (5)$$

с однородным граничным условием

$$u(t, -b) = u(t, b) = 0$$

для упрощения вычислений. Частные производные в уравнении 5 могут быть аппроксимированы следующими конечно-разностными выражениями:

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial t} &\approx \frac{u(t + \Delta t, \cdot) - u(t, \cdot)}{\Delta t} \\ \frac{\partial u}{\partial X_0} &\approx \frac{u(\cdot, X_0 + \Delta V) - u(\cdot, X_0 - \Delta V)}{2\Delta V} \\ \frac{\partial^2 u}{\partial X_0^2} &\approx \frac{u(\cdot, X_0 + \Delta V) - 2u(\cdot, X_0) + u(\cdot, X_0 - \Delta V)}{\Delta V^2} \end{aligned} \quad (6)$$

На следующем шаге введем аппроксимацию u^i значения функции $u(t, \cdot)$ как

$$u^i = u(i\Delta t, \cdot), \quad i = 1, \dots, T.$$

Применяя метод центральных разностей, уравнение 5 может быть переписано в матричной форме

$$\frac{u^{(i+1)} - u^i}{\Delta t} \approx L^N \left(\gamma u^{(i+1)} + (1 - \gamma) u^i \right), \quad (7)$$

где γ — параметр устойчивости численного метода, принимающий значения в диапазоне от 0 до 1. Например, $\gamma = 1/2$ соответствует схеме Кранка–Николсона. Матрица L^N является трёхдиагональной:

$$L^N = \begin{pmatrix} -\frac{\sigma^2}{\Delta V^2} & \frac{\sigma^2}{2\Delta V^2} + \frac{\mu}{2\Delta V} & \dots \\ \frac{\sigma^2}{2\Delta V^2} - \frac{\mu}{2\Delta V} & -\frac{\sigma^2}{\Delta V^2} & \frac{\sigma^2}{2\Delta V^2} + \frac{\mu}{2\Delta V} \\ \vdots & \frac{\sigma^2}{2\Delta V^2} - \frac{\mu}{2\Delta V} & -\frac{\sigma^2}{\Delta V^2} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{(N-1) \times (N-1)} \quad (8)$$

Таким образом, $u^{(i+1)}$ может быть получено из u^i с помощью следующей системы линейных уравнений,

$$(I - \Delta t \gamma L^N) u^{(i+1)} = (I + \Delta t (1 - \gamma) L^N) u^i \quad (9)$$

где I — единичная матрица размерности $(N - 1) \times (N - 1)$. Стартуя с начального условия

$$u^0 = (0, \dots, u(0, X_0), \dots, 0)^T,$$

остальные значения u^i , $i = 1, \dots, T$ могут быть рассчитаны с использованием методов численного интегрирования, например, SuperLU [32]. Начальное распределение u^0 задаётся на конечно-разностной сетке, где ненулевое значение помещается в узел, соответствующий начальному состоянию X_0 , либо используется интерполяция, если X_0 не совпадает с узлом сетки.

Согласно уравнению 4, выполняется равенство

$$\frac{\partial u(t, X_0)}{\partial t} = \frac{\partial F_+(t, X_0)}{\partial t}.$$

Следовательно, плотность вероятности того, что $V(t)$ впервые достигнет границы $+b$ в момент времени t при начальном условии X_0 может быть выражена следующим образом:

$$p_+(t; X_0, b, \mu, \sigma^2) = \frac{\partial u(t, X_0)}{\partial t}. \quad (10)$$

Аналогично, для вычисления плотности вероятности того, что процесс $V(t)$ впервые достигнет границы $-b$ в момент времени t при начальном условии X_0 , вводится функция распределения $F_-(t, X_0)$, описывающая вероятность достижения отрицательной границы $-b$ в момент времени t при начальном значении X_0 . Затем, для вычисления плотности вероятности можно следовать уравнениям 3-9, однако уравнение 4 переписывается в следующем виде:

$$u_-(t, X_0) = F_-(t, X_0) + \frac{1 - \exp(-2\mu(b + X_0)/\sigma^2)}{1 - \exp(-4\mu b/\sigma^2)} - 1. \quad (11)$$

По аналогии с вероятностью достижения верхней границы, плотности вероятности того, что $V(t)$ достигнет нижней границы $-b$ в момент времени t , стартуя из начального условия X_0 , записывается в виде:

$$p_-(t; X_0, b, \mu, \sigma^2) = \frac{\partial u_-(t, X_0)}{\partial t}. \quad (12)$$

Согласно уравнениям 10 и 12, вероятности того, что $V(t)$ достигнет нижней или верхней границы, определяется параметрами модели (X_0, b, μ, σ^2) и временем t , которое прошло с момента начала накопления информации, на основе которой принимается решение. Обычно для обеспечения идентифицируемости модели параметры σ и X_0 , либо b фиксируются на заранее заданных значениях. Обычно оценивается либо X_0 , либо b в зависимости от исходной гипотезы. В настоящей работе оцениваются (b, μ) .

Представим теперь, что эксперимент проводится на выборке из N испытуемых. Для каждого испытуемого $i = 1, \dots, N$ и каждого стимула $q = 1, \dots, Q_i$ наблюдаются время реакции RT_{iq} и бинарный ответ RC_{iq} , где $RC_{iq} = 1$ соответствует правильному ответу, а $RC_{iq} = 0$ — неправильному. В рамках дрейф-диффузионной модели правильный ответ интерпретируется как первое достижение верхней границы $+b_i$, а неправильный — как первое достижение нижней границы $-b_i$. Обозначим через θ_i вектор индивидуальных параметров испытуемого i . В нашем случае он включает порог (b_i) , скорость дрейфа (μ_i) и время, не связанное с накоплением данных (τ_{0i}) .

Данные, накопленные в эксперименте, представляют собой обучающую выборку для оценки неизвестных параметров модели путем максимизации функции правдоподобия

$$l(b_i, \mu_i, \tau_{0i} | y_i) = \sum_{q=1}^{Q_i} [RC_{iq} \log p_+(RT_{iq} - \tau_{0i}) + (1 - RC_{iq}) \log p_-(RT_{iq} - \tau_{0i})]. \quad (13)$$

τ_{0i} — время, не связанное с решением, входит в модель как аддитивный сдвиг общего времени реакции. Поэтому τ_{0i} не меняет траекторию накопления релевантной информации, а просто сдвигает распределение RT вправо.

Если оценивать параметры отдельно для каждого испытуемого, то задача сводится к максимизации этой функции правдоподобия. Однако такой подход не учитывает вариативность между испытуемыми и не использует информацию о групповом распределении параметров. Для решения этой проблемы вводится иерархическая Байесовская модель с двумя уровнями иерархии. На первом уровне иерархии предполагается, что данные каждого испытуемого, полученные в эксперименте y_i , определяются только параметрами ДДМ модели θ_i , полученными для данного испытуемого:

$$y_i | \theta_i \sim p(y_i | \theta_i).$$

На втором уровне иерархии индивидуальные параметры считаются случайными величинами, порождёнными общегрупповыми распределениями. Например, можно задать следующие распределения:

$$\begin{aligned} \mu_i &\sim N(\mu_\mu, \sigma_\mu^2), \\ b_i &\sim TN_{(0, \infty)}(\mu_b, \sigma_b^2), \\ \tau_{0i} &\sim TN_{(0, \infty)}(\mu_\tau, \sigma_\tau^2). \end{aligned}$$

Здесь $TN_{(0, \infty)}$ обозначает нормальное распределение, усечённое на интервале $(0, \infty)$, что необходимо для параметров $b_i > 0$ и $\tau_{0i} > 0$. Вектор гиперпараметров такой иерархической модели можно записать как

$$\phi = (\mu_\mu, \sigma_\mu, \mu_b, \sigma_b, \mu_\tau, \sigma_\tau).$$

Для гиперпараметров задаются априорные распределения. Например, для средних можно использовать слабоинформативные нормальные априорные распределения, а для стандартных отклонений — распределение Коши, заданное на полуоси:

$$\mu_\mu, \mu_b, \mu_\tau \sim N(0, s^2),$$

$$\sigma_\mu, \sigma_b, \sigma_\tau \sim \text{Half-Cauchy}(0, a).$$

Тогда совместное апостериорное распределение всех индивидуальных параметров и гиперпараметров пропорционально произведению правдоподобия и априорных распределений:

$$p(\theta_{1:N}, \phi \mid y_{1:N}) \propto \left[\prod_{i=1}^N p(y_i \mid \theta_i) p(\theta_i \mid \phi) \right] p(\phi),$$

или, подставляя явную форму правдоподобия, получим

$$p(\theta_{1:N}, \phi \mid y_{1:N}) \propto \prod_{i=1}^N \prod_{q=1}^{Q_i} f(RT_{iq}, RC_{iq} \mid \theta_i) \prod_{i=1}^N p(\theta_i \mid \phi) p(\phi),$$

где

$$\theta_{1:N} = (\theta_1, \dots, \theta_N), \quad y_{1:N} = (y_1, \dots, y_N).$$

Оценка параметров в иерархической байесовской постановке сводится не к поиску единственного набора значений, максимизирующего функцию правдоподобия, а к аппроксимации полного апостериорного распределения всех неизвестных величин, включая как индивидуальные параметры испытуемых, так и групповые гиперпараметры. Иными словами, целью становится не получение одной «лучшей» оценки для каждого параметра, а восстановление распределения вероятных значений этих параметров с учётом как наблюдаемых данных, так и априорных предположений модели. На практике такая аппроксимация обычно выполняется с помощью методов Монте-Карло по схеме Маркова (MCMC), в частности Hamiltonian Monte Carlo или его адаптивной версии No-U-Turn Sampler (NUTS), которые позволяют генерировать выборки из сложного многомерного апостериорного распределения.

В результате для каждого параметра получают не только точечные характеристики, такие как апостериорное среднее, медиану или моду, но и меры неопределённости, например стандартное отклонение, доверительные интервалы и форму самого распределения. Это особенно важно в моделях ДДМ, где параметры часто оказываются взаимосвязанными, а их оценки могут быть нестабильными при ограниченном объёме данных. Иерархическая структура естественным образом реализует механизм частичного стягивания (partial pooling): индивидуальные параметры каждого испытуемого оцениваются не изолированно, а с учётом информации о распределении параметров во всей выборке. Благодаря этому оценки для испытуемых с малым числом стимулов или высокой шумностью данных не становятся экстремальными и неустойчивыми, а частично «стягиваются» к групповому уровню. В то же время при наличии достаточного объёма данных модель сохраняет возможность выявлять реальные индивидуальные различия. Таким образом, иерархическая байесовская оценка позволяет одновременно получать устойчивые индивидуальные оценки параметров, характеризовать групповую структуру вариабельности и корректно учитывать неопределённость на всех уровнях модели.

В настоящем исследовании использовался пакет `rlssm` (версия 0.1.1.dev0) — Python-библиотека, специально разработанная для байесовской оценки моделей [33]. Пакет поддерживает выполнение оценки как на индивидуальном, так и на иерархическом уровне с использованием `PyStan` (версия 2.19.0.0) и алгоритма No-U-Turn sampling (NUTS).

1.2. Экспериментальные данные В настоящей работе применяется дрейф-диффузионная модель для объяснения когнитивных процессов во время обработки неоднозначных визуальных стимулов. В исследовании использовалась задача перцептивного принятия

решений с неоднозначными визуальными стимулами — изображениями куба Неккера (Рис. 2), на основе данных, опубликованных в работе [7]. Участникам ($N = 61$) предъявлялись изображения 2D проекции трехмерного куба ($Q = 400$), допускающие две альтернативные интерпретации, соответствующие левосторонней и правосторонней ориентации куба.

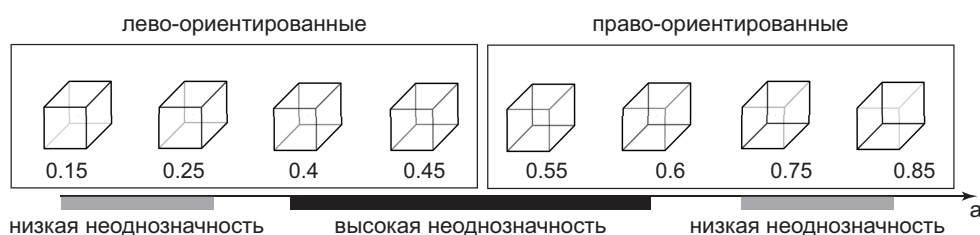


Рис. 2. Примеры неоднозначных визуальных стимулов, кубиков Неккера с различным значением параметра a , задающим ориентацию стимула и уровень неоднозначности.

Стимулы варьировались по уровню неоднозначности, который задавался контрастом внутренних рёбер (параметр $a \in [0, 1]$). Были использованы восемь значений параметра: $a = 0.15, 0.25, 0.4, 0.45, 0.55, 0.6, 0.75, 0.85$. В соответствии с предыдущими исследованиями, стимулы были разделены на две категории: низкая неоднозначность ($a = 0.15, 0.25, 0.75, 0.85$) и высокая неоднозначность ($a = 0.4, 0.45, 0.55, 0.6$). Значения параметра a , близкие к 0 или 1, обеспечивали более однозначную интерпретацию ориентации, тогда как значения, близкие к 0.5, повышали неопределённость восприятия. Полностью неоднозначные стимулы ($a = 0.5$) в эксперимент не включались.

Эксперимент проводился по следующей схеме. Каждое изображение предъявлялось на экране в течение случайного интервала времени от 1 до 1.5 секунд, после чего следовал меж-стимульный интервал длительностью от 3 до 5 секунд. Порядок предъявления стимулов был полностью рандомизирован. Ответ давался нажатием кнопки. Регистрировались время реакции и точность ответа.

Перед началом эксперимента испытуемым были продемонстрированы примеры стимулов с низкой и высокой степенью неоднозначности, имеющих различную ориентацию. Участникам также были даны инструкции, поясняющие, какой вариант ориентации следует считать правильным для каждого типа стимула.

2. Результаты

2.1. Влияние неоднозначности стимула На первом этапе дрейф-диффузионная модель были использована для объяснения различий в когнитивных процессах при обработке кубов Неккера с высокой неоднозначностью и низкой неоднозначностью. Анализ времен реакции, полученных в эксперименте, показал наличие статистически значимых различий между этими условиями: $W = 102, p < 0.001$ (тест Уилкоксона). При этом среднее время реакции в условии высокой неоднозначности (1.012 с) существенно превышает соответствующее значение в условии низкой неоднозначности (0.788 с). Более детальный анализ показал, что для всех неоднозначностей время реакции при совершении ошибок выше по сравнению с правильными ответами (Рис. 3). Точность выполнения задания также существенно различалась между неоднозначностями. Для однозначных стимулов испытуемые демонстрировали более высокую точность (93.7%), чем для неоднозначных (78.8%). При этом, предсказанная моделью точность хорошо воспроизводила наблюдаемые значения, 95% и 80.4%, соответственно.

Для проверки способности модели аппроксимировать форму распределения времен

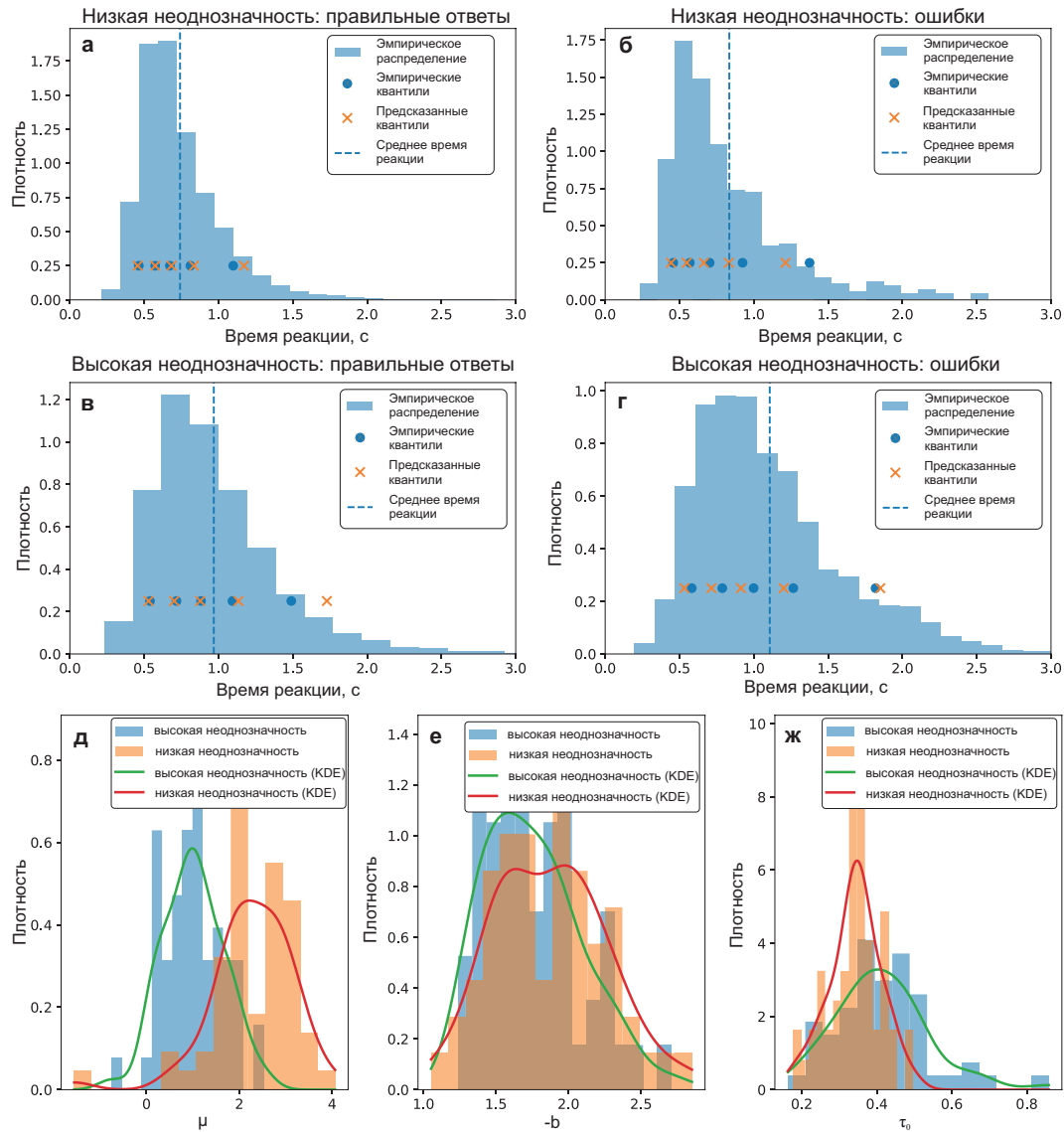


Рис. 3. Распределения времени реакции и сравнение эмпирических и предсказанных квантилей для стимулов с левой и правой ориентациями с низкой неоднозначностью, отдельно для правильных и ошибочных ответов (*a – в*). Полупрозрачные гистограммы отражают эмпирические распределения времени реакции, пунктирные линии обозначают средние значения, точки показывают эмпирические квантили (10%, 30%, 50%, 70%, 90%), а крестики – соответствующие квантили, предсказанные моделью. Распределения индивидуальных оценок параметров дрейф-диффузионной модели, соответствующих обработки кубов Неккера с левой и правой ориентацией с низкой неоднозначностью. Показаны гистограммы (полупрозрачные столбцы) и сглаженные плотности распределения (KDE) для скорости накопления релевантной информации (*д*), порога принятия решения (*е*) и времени процессов, не связанных с решением (*ж*).

реакции были рассчитаны эмпирические и предсказанные квантили. Анализ квантилей показал, что модель в целом адекватно воспроизводит форму эмпирических распределений. Для правильных ответов на стимулы с низкой неоднозначностью (Рис. 3, *a*) наблюдается практически полное совпадение эмпирических и предсказанных квантилей в нижней и центральной части распределения (10–50%), при небольшом завышении верхних квантилей (70–90%). Для ошибочных ответов на стимулах с низкой неоднозначностью (Рис. 3, *б*) модель систематически недооценивает верхнюю часть распределения, что указывает на

недостаточное воспроизведение правого хвоста распределения. Аналогичный паттерн наблюдается и для стимулов с высокой неоднозначностью. Для правильных ответов (Рис. 3, в) модель хорошо воспроизводит нижние и медианные квантили, однако значительно переоценивает верхний квантиль (90%), что указывает на избыточную вариативность в хвосте распределения. Для ошибочных ответов (Рис. 3, г) модель демонстрирует хорошее соответствие в верхней части распределения (70–90%), при некоторой неточности оценки нижних и медианных квантилей. В совокупности результаты показывают, что модель успешно воспроизводит основные характеристики распределений времени реакции и точности, однако испытывает трудности в точном описании крайних значений, особенно в верхних квантилях распределений.

Для оценки различий в когнитивных процессах между стимулами с разной неоднозначностью были проанализированы индивидуальные апостериорные оценки параметров дрейф-диффузионной модели (см. Рис. 3, д-ж), включая скорость накопления релевантной информации (Рис. 3, д), порог принятия решения (Рис. 3, е) и время процессов, не связанных с решением (Рис. 3, ж). Визуальный анализ распределений показал отклонение от нормальности, в связи с чем наряду с параметрическими тестами были использованы непараметрические критерии.

Распределения параметров демонстрируют систематические различия между условиями. Для скорости накопления релевантной информации наблюдается выраженное смещение распределения для низкой неоднозначности в сторону более высоких значений по сравнению с высокой неоднозначностью. Эти различия статистически значимы: $W = 7.00$, $p < 0.001$ (тест Уилкоксона). Для времени не связанных с решением процессов наблюдается противоположный эффект: распределение для высокой неоднозначности смещено в сторону более высоких значений. Различия также статистически значимы: $W = 211.00$, $p < 0.001$ (тест Уилкоксона). Распределения оценок порога принятия решения перекрываются между неоднозначностями и, согласно статистическому тесту, не являются значимыми: $W = 625.00$, $p = 0.074$ (тест Уилкоксона).

2.2. Влияние предыдущего стимула В данном разделе рассматривается процесс обработки куба Неккера в случае, когда предыдущий куб имел схожую сложность и ориентацию, и в случае, когда предыдущий куб имел противоположную сложность и ориентацию. Анализ времени реакции выявил наличие статистически значимых различий между условиями ($W = 459$, $p = 0.003$, тест Уилкоксона). При этом среднее время реакции для различающихся стимулов (0.853 с) превышает соответствующее значение для совпадающих стимулов (0.832 с). Более детальный анализ выявил, что в обоих условиях время реакции для ошибок выше по сравнению с правильными ответами. Точность выполнения задания практически не различается между условиями: для совпадающих стимулов она составляет 88%, а для различающихся — 87.8%. Предсказанная моделью точность хорошо воспроизводит эмпирические значения (88.7% и 88.8% соответственно).

Для оценки качества аппроксимации распределений времени реакции были рассчитаны эмпирические и предсказанные квантили. Анализ квантилей показывает, что модель в целом адекватно воспроизводит форму распределений времен реакции. Для правильных ответов в обоих условиях (Рис. 4, а, в) наблюдается хорошее совпадение эмпирических и предсказанных квантилей в нижней и центральной части распределения (10–50%), при умеренном завышении верхних квантилей (70–90%), что указывает на небольшую положительную ошибку в оценке правого хвоста распределения. Для ошибочных ответов (Рис. 4, б, г) модель демонстрирует более выраженные расхождения. В частности, в обоих условиях наблюдается систематическая ошибка при оценке медианных и верхних квантилей (50–

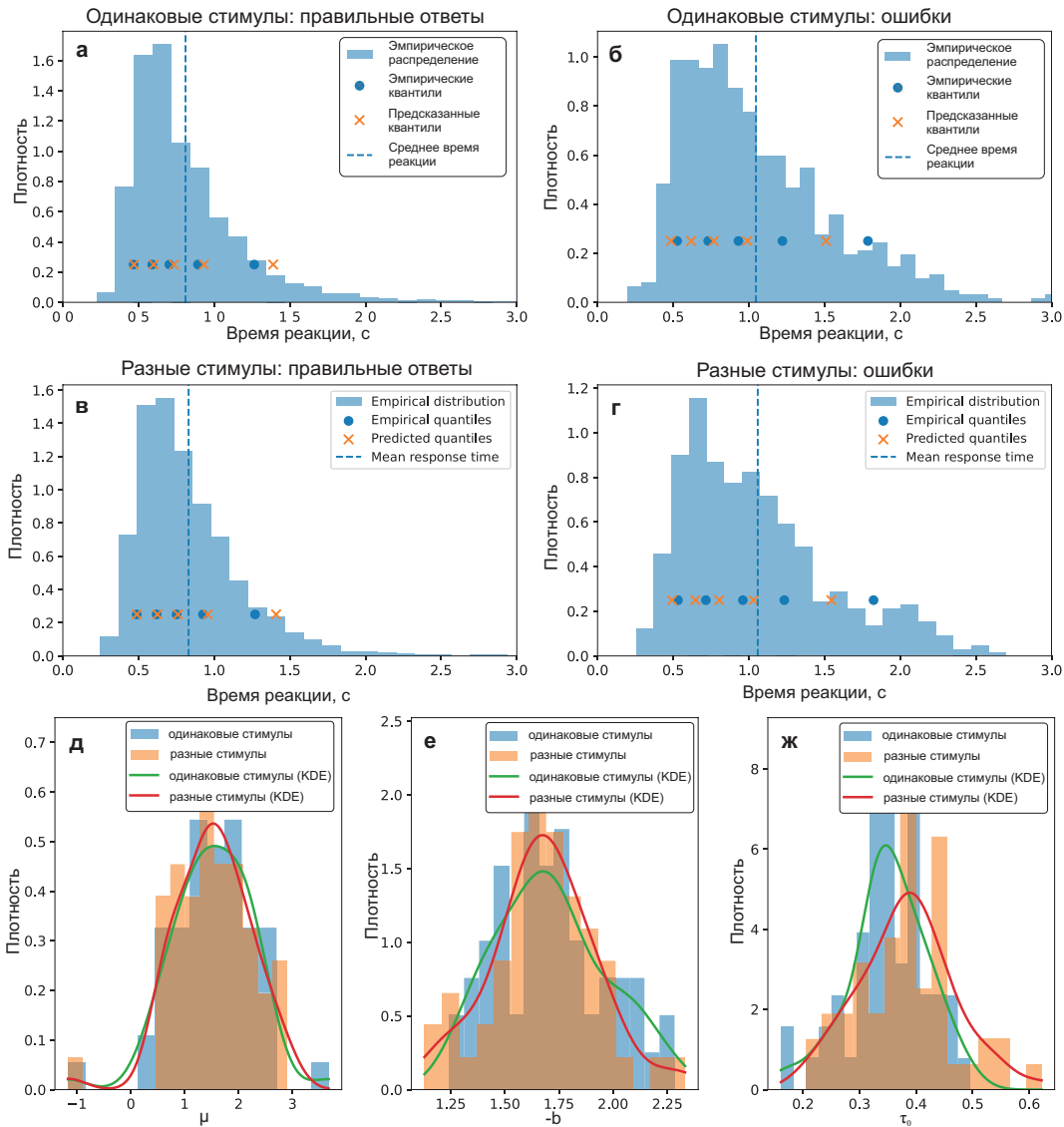


Рис. 4. Распределения времени реакции (RT) и сравнение эмпирических и предсказанных квантилей в случае, когда предыдущий куб имел схожую сложность и ориентацию, и противоположную сложность и ориентацию, отдельно для правильных и ошибочных ответов (а – г). Полупрозрачные гистограммы отражают эмпирические распределения времени реакции, пунктирные линии обозначают средние значения, точки показывают эмпирические квантили (10%, 30%, 50%, 70%, 90%), а крестики – соответствующие квантили, предсказанные моделью. Распределения индивидуальных оценок параметров дрейф-диффузионной модели, соответствующих обработке кубов Неккера в случае, когда предыдущий куб имел схожую сложность и ориентацию, и противоположную сложность и ориентацию. Показаны гистограммы (полупрозрачные столбцы) и сглаженные плотности распределения (KDE) для скорости накопления релевантной информации (μ), порога принятия решения (e) и времени процессов, не связанных с решением ($ж$).

90%), что свидетельствует о недостаточном воспроизведении длительных времен реакции и сжатии правого хвоста распределения. При этом нижние квантили (10%) воспроизводятся достаточно точно. В совокупности результаты показывают, что модель успешно описывает основные характеристики распределений времени реакции и точности в обоих условиях, однако испытывает трудности в точном воспроизведении хвостов распределений, особенно для ошибочных ответов.

Для оценки различий в когнитивных процессах между обработкой стимула в случае, когда предыдущий куб имел схожую сложность и ориентацию, и противоположную сложность и ориентацию, были проанализированы индивидуальные апостериорные оценки параметров дрейф-диффузионной модели, включая скорость накопления релевантной информации, порог принятия решения и длительность процессов, не связанных с накоплением релевантной информации. Полученные распределения параметров показаны на Рисунке 4, д-ж, в виде распределений индивидуальных значений в группе из 60 испытуемых (гистограммы) и их аппроксимация (KDE).

Для сравнения параметров дрейф-диффузионной модели между условиями, когда предыдущий куб имел схожую сложность и ориентацию, и противоположную сложность и ориентацию, используется критерий знаковых рангов Уилкоксона. Результаты показывают отсутствие значимых различий в скорости накопления релевантной для принятия решения информации между условиями: $W = 802$, $p = 0.846$ (тест Уилкоксона) (Рис. 4, д) и пороге принятия решения: $W = 588$, $p = 0.058$ (тест Уилкоксона) (Рис. 4, е). В то же время длительность процессов, не связанных с накоплением релевантной для принятия решения информации, существенно различается между условиями: $W = 337$, $p < 0.001$ (тест Уилкоксона) (Рис. 4, ж).

2.3. Влияние ориентации при высокой неоднозначности стимула В данном разделе исследуется влияние ориентации стимула на его обработку в случае высокой неоднозначности. Для этого сравниваются лево-ориентированные и право-ориентированные кубы Неккера с высокой неоднозначностью (см. Рис. 2). Между данными случаями не обнаружено значимых различий во времени реакции: $W = 679.0$, $p = 0.241$ (тест Уилкоксона), что соответствует ранее опубликованной работе [7].

Детальный анализ времени реакции (Рис. 5) показывает, что в обоих условиях правильные ответы (а, в) характеризуются более быстрыми реакциями по сравнению с ошибками (б, г). Для лево-ориентированных стимулов с высокой неоднозначностью среднее время реакции для правильных ответов составило 0.957 с ($SD = 0.414$), тогда как для ошибочных — 1.088 с ($SD = 0.506$). Аналогичная картина наблюдается для право-ориентированных стимулов с высокой неоднозначностью: среднее время реакции для правильных ответов равно 0.964 с ($SD = 0.425$), и для ошибочных — 1.119 с ($SD = 0.495$). Таким образом, ошибки сопровождаются систематически более медленными реакциями. Точность выполнения задачи несколько выше для лево-ориентированных стимулов с высокой неоднозначностью (0.806) по сравнению с право-ориентированными стимулами (0.781). Модель в целом хорошо воспроизводит наблюдаемую точность: предсказанная точность составляет 0.822 и 0.791 для лево-ориентированных и право-ориентированных стимулов, что близко к эмпирическим значениям.

Сравнение эмпирических и предсказанных квантилей времени реакции (Рис. 5) показывает, что модель адекватно воспроизводит форму распределений, особенно в центральной части. Для правильных ответов (а, в) в обоих условиях наблюдается хорошее соответствие между эмпирическими и предсказанными значениями медианы и нижних квантилей (10% и 30%). Например, для лево-ориентированных стимулов (а) медиана составляет 0.887 с (предсказано: 0.867 с), а для право-ориентированных стимулов (в) — 0.867 с (предсказано: 0.867 с). Это свидетельствует о точном моделировании типичных (наиболее вероятных) реакций. Однако в верхних квантилях (70% и 90%) модель имеет тенденцию переоценивать время реакции, особенно для правильных ответов. Например, для лево-ориентированных стимулов (а) на уровне 90% предсказанное значение (1.654 с) превышает эмпирическое (1.466 с). Аналогичная тенденция наблюдается и для право-ориентированных стимулов (в). Для

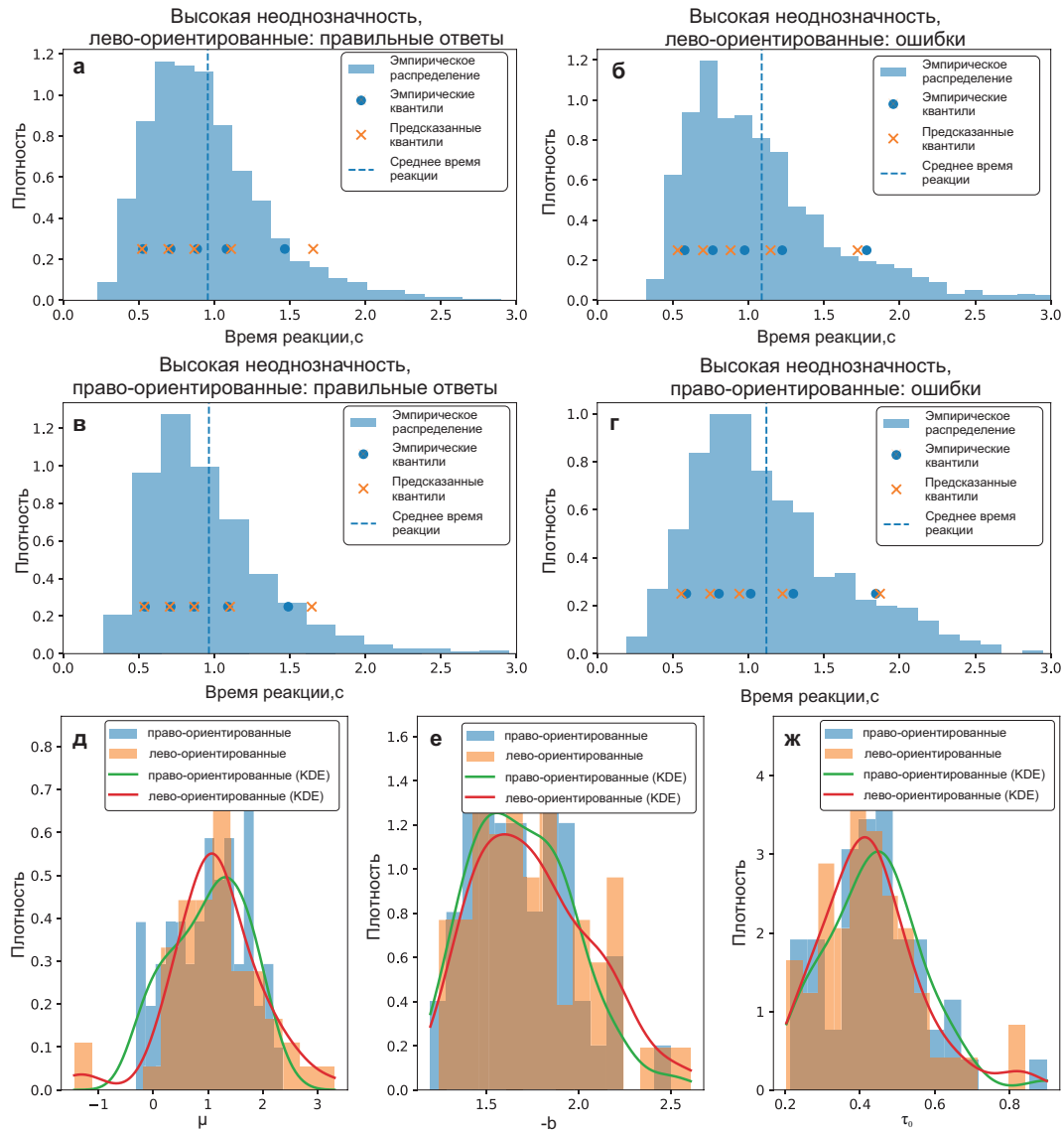


Рис. 5. Распределения времени реакции и сравнение эмпирических и предсказанных квантилей для стимулов с левой и правой ориентациями с высокой неоднозначностью, отдельно для правильных и ошибочных ответов (а – д). Полупрозрачные гистограммы отражают эмпирические распределения времени реакции, пунктирные линии обозначают средние значения, точки показывают эмпирические квантили (10%, 30%, 50%, 70%, 90%), а крестики – соответствующие квантили, предсказанные моделью. Распределения индивидуальных оценок параметров дрейф-диффузионной модели, соответствующих обработке кубов Неккера с левой и правой ориентацией с высокой неоднозначностью. Показаны гистограммы (полупрозрачные столбцы) и сглаженные плотности распределения (KDE) для скорости накопления релевантной информации (д), порога принятия решения (е) и времени процессов, не связанных с решением (жс).

ошибочных ответов (б, г) модель также хорошо воспроизводит общую структуру распределения, однако наблюдается некоторое недооценивание медианных значений и небольшие расхождения в нижних квантилях. Тем не менее, в верхних квантилях (например, 90%) предсказания близки к эмпирическим значениям (например, 1.870 с против 1.843 с для право-ориентированных стимулов). В целом, модель адекватно воспроизводит как точность, так и распределения времени реакции. Она особенно хорошо описывает центральную часть распределений, однако демонстрирует тенденцию к переоценке длинных времен реакции,

что может указывать на ограничения в моделировании медленных процессов принятия решений.

Для оценки различий в когнитивных процессах между стимулами с левой и правой ориентацией были проанализированы индивидуальные апостериорные оценки параметров дрейф-диффузионной модели (см. Рис. 5, д-ж).

Было проведено статистическое сравнение параметров дрейф-диффузионной модели между стимулами с левой и правой ориентацией с высокой неоднозначностью с использованием непараметрического критерия Уилкоксона. Для скорости накопления релевантной для принятия решения информации (Рис. 5, д) статистически значимых различий между условиями не обнаружено ($W = 602$, $p = 0.074$, **тест Уилкоксона**). Для порога принятия решения (Рис. 5, е) различия между условиями не достигают статистической значимости ($W = 605$, $p = 0.078$, **тест Уилкоксона**). Для времени процессов (Рис. 5, ж), не связанных с решением, различий между условиями также не обнаружено ($W = 626$, $p = 0.111$, **тест Уилкоксона**).

2.4. Влияние ориентации при низкой неоднозначности стимула В данном разделе исследуется влияние ориентации стимула на его обработку в случае низкой неоднозначности. Для этого сравниваются лево-ориентированные и право-ориентированные кубы Неккера с низкой неоднозначностью (Рис. 2). Между данными случаями обнаружены следующие значимые различия во времени реакции - испытуемые быстрее отвечают в случае лево-ориентированных стимулов: $W = 320.0$, $p < 0.001$ (**тест Уилкоксона**), что соответствует ранее опубликованной работе [7].

При анализе влияния ориентации при высокой и низкой степени неоднозначности учитывался только текущий стимул, при этом в анализ были включены все предъявления. Согласно нашим результатам (см. Раздел 2.2), обработка текущего стимула зависит от предшествующего. Однако последовательность предъявления стимулов была случайной, поэтому вероятность того, что текущему стимулу предшествовал стимул той же ориентации или той же степени неоднозначности, была одинаковой во всех сравниваемых условиях (для данного эксперимента, это было подтверждено в работе [28]). Следовательно, можно считать, что выявленные различия, связанные с влиянием ориентации при низкой степени неоднозначности, не обусловлены эффектом предшествующего стимула.

Детальный анализ распределений времени реакции (Рис. 6) показывает, что для стимулов с левой и правой ориентацией с низкой неоднозначностью правильные ответы (а, в) сопровождаются более быстрыми реакциями по сравнению с ошибочными (б, г). Для стимулов с левой ориентацией среднее время реакции для правильных ответов составило 0.710 с ($SD = 0.266$), тогда как для ошибочных — 0.828 с ($SD = 0.410$). Для стимулов с правой ориентацией среднее время реакции для правильных ответов равно 0.754 с ($SD = 0.304$), а для ошибочных — 0.830 с ($SD = 0.465$). Таким образом, ошибки систематически связаны с более медленными реакциями. Точность выполнения задачи является высокой в обоих условиях, однако несколько выше для стимулов с левой ориентацией (0.951) по сравнению с право-ориентированными стимулами (0.930). Модель демонстрирует хорошее соответствие эмпирическим данным по точности: предсказанная точность составляет 0.961 для лево-ориентированных стимулов и 0.940 для право-ориентированных, что близко к наблюдаемым значениям.

Сравнение эмпирических и предсказанных квантилей показывает, что модель хорошо воспроизводит форму распределений времени реакции, особенно в центральной части. Для правильных ответов (а, в) в обоих условиях наблюдается точное совпадение в нижних и медианных квантилях. Например, для лево-ориентированных стимулов (а) медиана состав-

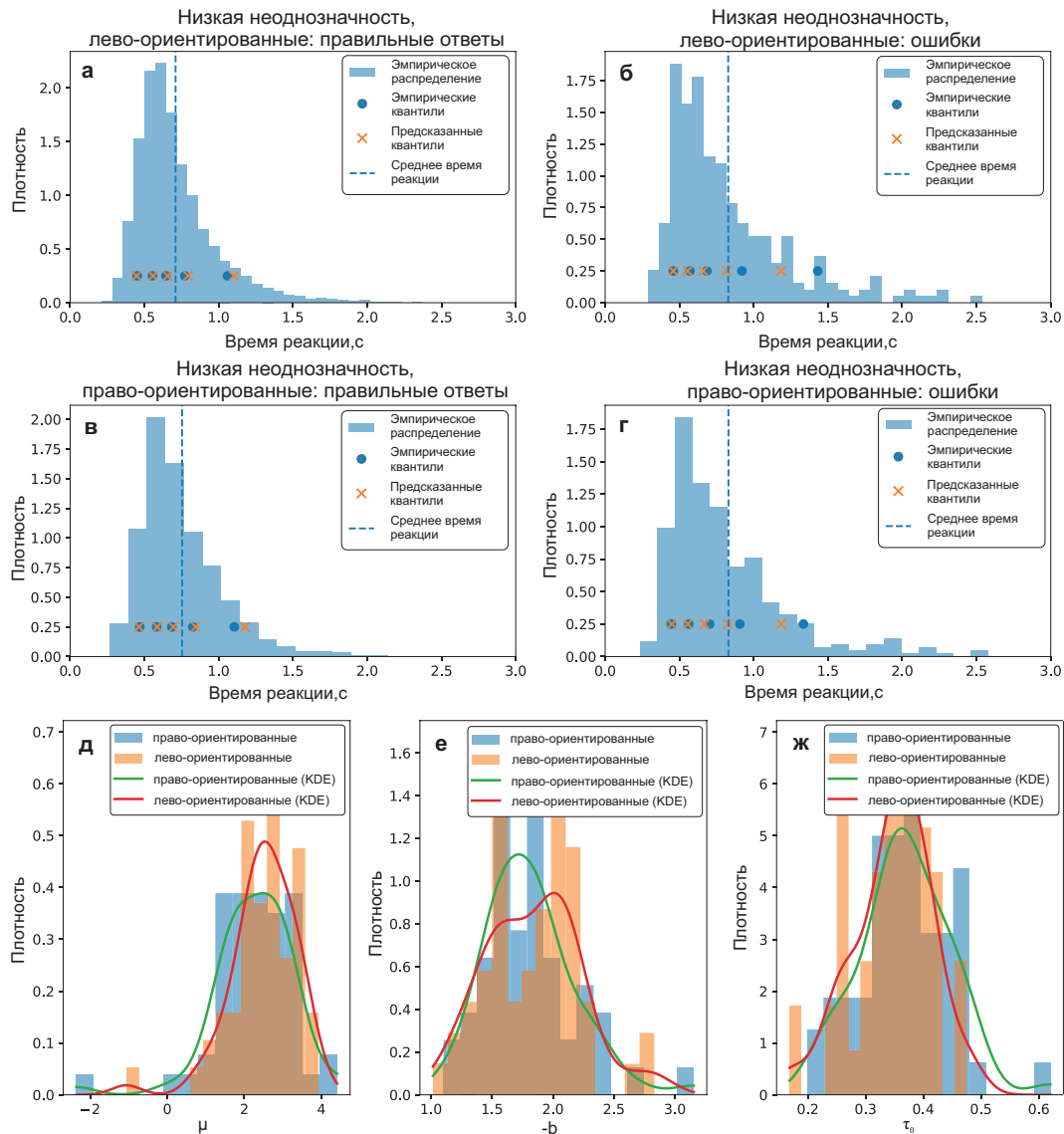


Рис. 6. Распределения времени реакции и сравнение эмпирических и предсказанных квантилей для стимулов с левой и правой ориентациями с низкой неоднозначностью, отдельно для правильных и ошибочных ответов (а – г). Полупрозрачные гистограммы отражают эмпирические распределения времени реакции, пунктирные линии обозначают средние значения, точки показывают эмпирические квантили (10%, 30%, 50%, 70%, 90%), а крестики – соответствующие квантили, предсказанные моделью. Распределения индивидуальных оценок параметров дрейф-диффузионной модели, соответствующих обработки кубов Неккера с левой и правой ориентацией с низкой неоднозначностью. Показаны гистограммы (полупрозрачные столбцы) и smoothed плотности распределения (KDE) для скорости накопления релевантной информации (д), порога принятия решения (е) и времени процессов, не связанных с решением (ж).

ляет 0.645 с (предсказано: 0.657 с), а для право-ориентированных (в) — 0.685 с (предсказано: 0.695 с). В верхних квантилях (70% и 90%) модель демонстрирует небольшую тенденцию к переоценке времени реакции. Например, для лево-ориентированных стимулов (а) на уровне 90% предсказанное значение (1.102 с) несколько превышает эмпирическое (1.060 с). Для ошибочных ответов (б, г) модель также адекватно воспроизводит нижние квантили, однако в верхней части распределения наблюдается систематическое недооценивание времени реакции. Например, для лево-ориентированных стимулов (б) на уровне 90% предсказанное

значение (1.184 с) ниже эмпирического (1.431 с), а для право-ориентированных стимулов (г) — 1.187 с против 1.335 с.

В целом, модель хорошо воспроизводит как точность, так и распределения времени реакции. Она особенно точно описывает центральную часть распределений, однако недооценивает длинные времена реакции для ошибочных ответов, что может указывать на ограничения в моделировании процессов, связанных с медленными и более сложными решениями.

Для оценки различий в когнитивных процессах между стимулами с левой и правой ориентацией были проанализированы индивидуальные апостериорные оценки параметров дрейф-диффузионной модели (см. Рис. 6, д-ж). Было проведено статистическое сравнение параметров дрейф-диффузионной модели между стимулами с левой и правой ориентацией с низкой неоднозначностью с использованием непараметрического критерия Уилкоксона.

Для скорости накопления релевантной для принятия решения информации (Рис. 6, д) выявлены статистически значимые различия между условиями ($W = 456, p = 0.003$), что указывает на различия в эффективности обработки информации. Лево-ориентированные стимулы связаны с более высокой скоростью накопления релевантной информации по сравнению с право-ориентированными. Для порога принятия решения (Рис. 6, е) статистически значимых различий не обнаружено ($W = 763, p = 0.614$). Для времени процессов, не связанных с накоплением релевантной информации (Рис. 6, ж), различия находятся на границе статистической значимости ($W = 580, p = 0.051$), но для установленного порога значимости в 5% не являются достоверными.

Обсуждение

В данной работе представлена теория применения дрейф-диффузионной модели для количественной оценки вклада когнитивных процессов в формирование наблюдаемых поведенческих реакций (времени реакции и точности ответов). На примере задачи восприятия неоднозначного стимула, куба Неккера, используется дрейф-диффузионный подход для объяснения эффектов, связанных с неоднозначностью стимула, его ориентацией, а также совпадением текущего стимула с предыдущим, ранее описанных в работах [7, 27, 28]. На основе анализа в рамках дрейф-диффузионной модели получены следующие результаты.

Во-первых, показано, что увеличение неоднозначности зрительного стимула приводит к росту времени процессов, не связанных с принятием решения, с ~ 0.3 до ~ 0.4 с, а также к снижению скорости накопления релевантной для принятия решения информации. Время, не связанное с принятием решения (t_0), включает как процессы ранней сенсорной обработки в зрительной коре, так и формирование моторного ответа. Поскольку инструкции и моторные требования не изменялись между условиями, можно предположить, что наблюдаемое увеличение t_0 отражает удлинение стадии ранней обработки стимула. Этот результат согласуется с нейрофизиологическими данными [27], согласно которым уже в первые ~ 150 мс после предъявления неоднозначных стимулов наблюдается усиление фронтальной тета-активности, отражающей вовлечение механизмов когнитивного контроля при увеличении неоднозначности. Далее, при увеличении неоднозначности, в интервале до ~ 200 мс усиливается бета-активность в затылочных областях, что может интерпретироваться как процесс разрешения неоднозначности сенсорного входа и выделения релевантных признаков. Эти процессы предшествуют накоплению релевантной информации и, таким образом, увеличивают длительность предварительной обработки информации в случае, когда неоднозначность стимула увеличивается. Следовательно, увеличение длительности процессов, не связанных с накоплением релевантной информации, в дрейф-диффузионной модели от-

ражает дополнительные временные затраты на ранние сенсорные и когнитивные операции, необходимые для обработки неоднозначности. Снижение скорости накопления релевантной информации при высокой неоднозначности также согласуется с нейронной динамикой на более поздних этапах обработки: усиление бета-активности на фронтальных и теменных сенсорах при увеличении неоднозначности отражает более сложную интеграцию информации и повышенную когнитивную нагрузку, что в терминах модели проявляется как замедление накопления релевантной информации.

Во-вторых, показано, что при низкой неоднозначности скорость накопления релевантной для принятия решения информации выше для лево-ориентированных стимулов по сравнению с право-ориентированными. Этот результат согласуется с данными [7], где показано, что лево-ориентированные стимулы обрабатываются быстрее. Согласно результатам анализа ЭЭГ обработка право-ориентированных стимулов характеризуется более высокой мощностью тета-активности в затылочных областях на всем временном интервале. Таким образом, различия в скорости накопления релевантной информации отражают различия в эффективности извлечения сенсорной информации: более высокая тета-активность может ассоциироваться с более медленным накоплением и, вероятно, отражает увеличение сложности обработки.

В-третьих, показано, что в случае совпадения текущего стимула с предыдущим по сложности и ориентации наблюдается сокращение времени процессов, не связанных с накоплением релевантной для принятия решения информации. В работе [28] предложено объяснение этого эффекта через механизм пред-активации нейронных сетей, участвующих в обработке стимула. Такая пред-активация снижает время, необходимое для их повторного вовлечения при предъявлении следующего стимула. В терминах дрейф-диффузионной модели это означает, что влияние предыдущего стимула проявляется преимущественно в сокращении времени процессов, не связанных с накоплением релевантной информации, то есть ускорении ранней сенсорной обработки и/или подготовки моторного ответа. При этом сама скорость накопления релевантной информации, как более высокоуровневый процесс, остаётся относительно независимой от предшествующего стимула.

Отрицательное значение скорости накопления доказательств (дрейфа) наблюдается в случаях, когда испытуемый неверно определяет ориентацию стимула. Хотя такие ошибки встречаются на протяжении всего эксперимента, их вероятность постепенно снижается по мере его выполнения, что, вероятно, обусловлено эффектом тренировки [34].

Заключение

Полученные результаты демонстрируют, что дрейф-диффузионная модель является эффективным инструментом для декомпозиции поведенческих эффектов на отдельные когнитивные компоненты и их интерпретации в терминах нейрофизиологических механизмов. Показано, что увеличение неоднозначности стимула влияет как на ранние этапы сенсорной обработки, так и на последующие стадии накопления релевантной для принятия решения информации, необходимых для интерпретации стимула. В то же время различия, связанные с ориентацией стимула, проявляются преимущественно на стадии накопления релевантной информации, отражая эффективность извлечения релевантной информации. Наконец, влияние предыдущего стимула реализуется через сокращение времени процессов, не связанных с накоплением релевантной информации, что может быть объяснено механизмами пред-активации нейронных сетей и адаптации нейронной сети мозга к повторяющимся условиям.

В совокупности результаты показывают, что поведенческие эффекты при восприятии неоднозначных стимулов формируются за счёт взаимодействия нескольких последовательных стадий — ранней сенсорной обработки, интеграции релевантной для принятия решения информации и подготовки ответа. Использование дрейф-диффузионной модели позволяет не только количественно описать эти стадии, но и связать их с конкретными нейрофизиологическими процессами, обеспечивая более глубокое понимание механизмов перцептивного принятия решений.

Список литературы

1. Shikha Singh, Neha Kashyap, et al. Assessment tools for evaluating reaction time: A comprehensive review of methods and applications. *Journal of Clinical & Diagnostic Research*, 19, 2025.
2. Alexander PL Martindale, Eleanor M Deane, Catarina I Peral-Fuster, Omar Elkelani, Ziqiao Qi, Sara I Ribeiro-Ali, Rhiannon S Herold, Carina EI Westling, and Harry J Witchel. Two lingering delays in a go/no-go task: mind wandering and caution/uncertainty slow down thought probe response times. *Behaviour & Information Technology*, 43(9):1729–1739, 2024.
3. Dominic MD Tran, Nahian S Chowdhury, Justin A Harris, and Evan J Livesey. The effect of staircase stopping accuracy and testing environment on stop-signal reaction time. *Behavior Research Methods*, 56(1):500–509, 2024.
4. Christopher Draheim, Jason S Tsukahara, Jessie D Martin, Cody A Mashburn, and Randall W Engle. A toolbox approach to improving the measurement of attention control. *Journal of Experimental Psychology: General*, 150(2):242, 2021.
5. John Palmer, Alexander C Huk, and Michael N Shadlen. The effect of stimulus strength on the speed and accuracy of a perceptual decision. *Journal of vision*, 5(5):1–1, 2005.
6. Vladimir A Maksimenko, Anastasia E Runnova, Maksim O Zhuravlev, Vladimir V Makarov, Vladimir Nedayvozov, Vadim V Grubov, Svetlana V Pchelintceva, Alexander E Hramov, and Alexander N Pisarchik. Visual perception affected by motivation and alertness controlled by a noninvasive brain-computer interface. *PloS one*, 12(12):e0188700, 2017.
7. Alexander Kuc, Vladimir Maksimenko, Andrey Savosenkov, Nikita Grigorev, Vadim Grubov, Artem Badarin, Victor Kazantsev, Susanna Gordleeva, and Alexander Hramov. Studying perceptual bias in favor of the from-above necker cube perspective in a goal-directed behavior. *Frontiers in Psychology*, 14:1160605, 2023.
8. Aline Bompas, Petroc Sumner, and Craig Hedge. Non-decision time: The higgs boson of decision. *Psychological Review*, 132(2):330, 2025.
9. Roger Ratcliff. A theory of memory retrieval. *Psychological review*, 85(2):59, 1978.
10. Roger Ratcliff and Gail McKoon. The diffusion decision model: theory and data for two-choice decision tasks. *Neural computation*, 20(4):873–922, 2008.
11. Birte U Forstmann, Roger Ratcliff, and E-J Wagenmakers. Sequential sampling models in cognitive neuroscience: Advantages, applications, and extensions. *Annual review of psychology*, 67(1):641–666, 2016.
12. Veronika Lerche and Andreas Voss. When accuracy rates and mean response times lead to false conclusions: A simulation study based on the diffusion model. *The Quantitative Methods for Psychology*, 16(2):107–119, 2020.
13. Jeffrey Annis and Thomas J Palmeri. Bayesian statistical approaches to evaluating cognitive models. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 9(2):e1458, 2018.
14. Gilles Dutilh, Jeffrey Annis, Scott D Brown, Peter Cassey, Nathan J Evans, Raoul PPP

- Grasman, Guy E Hawkins, Andrew Heathcote, William R Holmes, Angelos-Miltiadis Kryptos, et al. The quality of response time data inference: A blinded, collaborative assessment of the validity of cognitive models. *Psychonomic bulletin & review*, 26(4):1051–1069, 2019.
15. Andreas Voss, Markus Nagler, and Veronika Lerche. Diffusion models in experimental psychology. *Experimental psychology*, 2013.
 16. Rafal Bogacz, Eric Brown, Jeff Moehlis, Philip Holmes, and Jonathan D Cohen. The physics of optimal decision making: a formal analysis of models of performance in two-alternative forced-choice tasks. *Psychological review*, 113(4):700, 2006.
 17. Joshua I Gold and Michael N Shadlen. The neural basis of decision making. *Annu. Rev. Neurosci.*, 30(1):535–574, 2007.
 18. Jiaxiang Zhang and James B Rowe. Dissociable mechanisms of speed-accuracy tradeoff during visual perceptual learning are revealed by a hierarchical drift-diffusion model. *Frontiers in neuroscience*, 8:69, 2014.
 19. Fábio P Leite and Roger Ratcliff. What cognitive processes drive response biases? a diffusion model analysis. *Judgment and Decision Making*, 6(7):651–687, 2011.
 20. Gabriel Weindel, Thibault Gajdos, Boris Burle, and F-Xavier Alario. The decisive role of non-decision time for interpreting the parameters of decision making models. 2021.
 21. Michael D Nunez, Ramesh Srinivasan, and Joachim Vandekerckhove. Individual differences in attention influence perceptual decision making. *Frontiers in psychology*, 8:18, 2015.
 22. Jürgen Kornmeier, Miriam Pfäffle, and Michael Bach. Necker cube: stimulus-related (low-level) and percept-related (high-level) eeg signatures early in occipital cortex. *Journal of vision*, 11(9):12–12, 2011.
 23. Александр Евгеньевич Храмов, Владимир Александрович Максименко, Никита Сергеевич Фролов, Семён Андреевич Куркин, Вадим Валерьевич Грубов, Артем Александрович Бадарин, Андрей Викторович Андреев, Виктор Борисович Казанцев, Сусанна Юрьевна Гордлеева, Елена Николаевна Пицик, et al. Мониторинг состояния головного мозга человека в задачах принятия решений при восприятии стимулов. *Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика*, 29(4):603–634, 2021.
 24. Parth Chholak, Vladimir A Maksimenko, Alexander E Hramov, and Alexander N Pisarchik. Voluntary and involuntary attention in bistable visual perception: A meg study. *Frontiers in Human Neuroscience*, 14:597895, 2020.
 25. Alexander E Hramov, Nikita S Frolov, Vladimir A Maksimenko, Vladimir V Makarov, Alexey A Koronovskii, Juan Garcia-Prieto, Luis Fernando Antón-Toro, Fernando Maestú, and Alexander N Pisarchik. Artificial neural network detects human uncertainty. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 28(3), 2018.
 26. Vladimir A Maksimenko, Nikita S Frolov, Alexander E Hramov, Anastasia E Runnova, Vadim V Grubov, Jürgen Kurths, and Alexander N Pisarchik. Neural interactions in a spatially-distributed cortical network during perceptual decision-making. *Frontiers in behavioral neuroscience*, 13:220, 2019.
 27. Vladimir A Maksimenko, Alexander Kuc, Nikita S Frolov, Marina V Khramova, Alexander N Pisarchik, and Alexander E Hramov. Dissociating cognitive processes during ambiguous information processing in perceptual decision-making. *Frontiers in Behavioral Neuroscience*, 14:95, 2020.
 28. Vladimir Maksimenko, Alexander Kuc, Nikita Frolov, Semen Kurkin, and Alexander Hramov. Effect of repetition on the behavioral and neuronal responses to ambiguous necker cube images. *Scientific Reports*, 11(1):3454, 2021.

29. Александр Константинович Куц, Владимир Александрович Максименко, and Александр Евгеньевич Храмов. Влияние «сенсорной предыстории» на обработку головным мозгом неоднозначных визуальных стимулов. *Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика*, 30(1):57–75, 2022.
30. Catherine E Myers, Alejandro Interian, and Ahmed A Moustafa. A practical introduction to using the drift diffusion model of decision-making in cognitive psychology, neuroscience, and health sciences. *Frontiers in Psychology*, 13:1039172, 2022.
31. Andreas Voss and Jochen Voss. A fast numerical algorithm for the estimation of diffusion model parameters. *Journal of Mathematical Psychology*, 52(1):1–9, 2008.
32. Xiaoye S Li. An overview of superlu: Algorithms, implementation, and user interface. *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)*, 31(3):302–325, 2005.
33. L Fontanesi. laurafontanesi/rlssm: first dev release (0.1. 1. dev0), 2021.
34. Alexander K Кус, Semen A Kurkin, Vladimir A Maksimenko, Alexander N Pisarchik, and Alexander E Hramov. Monitoring brain state and behavioral performance during repetitive visual stimulation. *Applied Sciences*, 11(23):11544, 2021.