

ИЗМЕНЕНИЕ ПОКАЗАТЕЛЯ ИНТЕГРИРОВАННОЙ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ АКТИВНОСТИ НЕЙРОНОВ ГИППОКАМПА В ПРОЦЕССЕ ФОРМИРОВАНИЯ ОПЕРАНТНЫХ НАВЫКОВ У КРЫС

© 2022 г. И.А. Нажёсткин*, О.Е. Сварник*, **

*Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет),
117303, Москва, ул. Керченская, 1а/1

**Институт психологии РАН, 129366, Москва, ул. Ярославская, 13/1

E-mail: olgasvarnik@gmail.com

Поступила в редакцию 29.07.2021 г.

После доработки 16.08.2021 г.

Принята к публикации 30.08.2021 г.

Одним из подходов к оценке сложности систем является теория интегрированной информации, которая предлагает математические средства для подсчета уровня интеграции системы и была первоначально разработана для вычисления уровня сознания. Данный подход был использован для оценки изменения активности нейронных популяций гиппокампа в процессе приобретения навыков разной сложности. Установлено, что с увеличением успешности выполнения навыка наблюдается увеличение показателя интегрированной информации Φ . При этом показатель интегрированной информации изменяется с периодичностью в трое-четверо суток до достижения животным результата. Полученные результаты свидетельствуют в пользу того, что временная дезорганизованность нейронной активности является необходимым этапом возникающей организации нейронной активности, способствующей достижению результата целым организмом.

Ключевые слова: самоорганизация, сложные системы, обучение, теория интегрированной информации, мозг, нейрон.

DOI: 10.31857/S0006302921060069

В основе способности живых существ к обучению или приобретению новой информации лежат перестройки активности нейронных сетей, в частности, головного мозга. Известно, что активность отдельных нейронов может существенно изменяться на различных временных шкалах как в реальных сетях мозга, так и *in vitro* [1]. Такие изменения проявляются и на уровне отдельных нейронов, и на уровне популяций клеток, и на уровне когнитивных процессов, например, при колебаниях субъективного восприятия.

Известно, что в процессе приобретения нового опыта наблюдается ряд закономерностей нейронного уровня. Так, начальные этапы научения характеризуются увеличением частоты нейронной активности и вариативности этой активности, оцениваемой по разным параметрам. Однако головной мозг представляет собой совокупность огромного числа сложных самоорганизующихся нейронных сетей, и для оценки процессов, позволяющих живым организмам осуществлять разнообразные адаптации, необходимы подходы, хотя бы до некоторой степени учитывающие эту сложность. Одним из таких подходов может стать

теория интегрированной информации, которая изначально была предложена для оценки уровня сознания [2–4]. Поскольку предполагается, что сознание связано с интеграцией разного рода информации, степень интеграции может отражать тот уровень, на котором сейчас находится сознание.

Основная идея теории интегрированной информации заключается в том, чтобы оценить, сколько информации способна произвести система и насколько она способна к ее интеграции, т.е. к получению целостной картины на основе множества частных элементов [5]. Оценка системы производится, во-первых, на основании числа отличающихся друг от друга состояний, в которых она может находиться (генерируемое системой количество информации). Чем больше число различающихся состояний, тем больше информация. Во-вторых, оценка производится на основании оценки зависимости частей системы друг от друга. Система должна иметь способность к интеграции информации, т.е. ее части должны быть взаимосвязанными, зависимыми друг от друга. Независимые компоненты системы практически беспо-

лезны, так как несмотря на то, что они могут закодировать большое количество состояний, не получится сделать из них какой-либо вывод. В качестве яркой иллюстрации вышесказанного авторы теории приводят аналогию со светочувствительной матрицей фотоаппарата — состояние каждого пикселя матрицы независимо от других, и, несмотря на то, что матрица способна закодировать огромное количество различных изображений, она неспособна сделать какие-либо выводы, неспособна провести даже простейший анализ изображения. Только в таком случае — если взаимосвязь и взаимозависимость частей системы достаточно велики — система способна к наилучшей реакции на внешние события и адаптации к ним, поскольку способна сделать общий вывод по состояниям множества своих компонентов. Основной метрикой, численно выражающей вышесказанное, в данной теории является коэффициент интегрированной информации Φ , показывающий разность между количеством информации, произведенным целой системой, и суммой ее невзаимодействующих частей. Говоря другими словами, данный коэффициент показывает, насколько уменьшится информация, производимая системой, в случае, если разделить систему на части. В предельном случае, если взаимодействия между частями системы нет, коэффициент Φ равен нулю, поскольку разделение системы на части ничего не изменит — и вместе, и независимо они будут генерировать такое же количество информации, т. е. общее число их возможных состояний будет таким же, и разность выйдет нулевой. По мнению некоторых исследователей, коэффициент Φ показывает, «что система представляет собой изнутри» (what the system is), а не «что система, согласно наблюдениям, делает» (what the system does) [6, 7].

Кроме изначальной цели в виде выделения сознательных состояний, параметр интегрированной информации успешно применялся для исследования роли астроцитов в нейронных сетях *in silico* [8], а также для оценки поведения других, более простых систем. Так, в работе [9] коэффициент Φ рассчитывали для поведения команд людей и группы редакторов статей в Wikipedia. Была выявлена корреляция между значением Φ и классической метрикой успеха для каждой из систем — коллективным интеллектом для групп людей и качеством статей для редакторов. В работе [10] был рассчитан коэффициент интегрированной информации для виртуальных роботов (*animats*), обучаемых задаче прохождения лаби-

ринта с помощью генетического алгоритма. Интегрированную информацию рассчитывали для параметров робота, изменяемых во время обучения. С ходом обучения наблюдался рост Φ , кроме того, наблюдалась его корреляция с оценкой качества выполнения задачи (зависела от расстояния до цели в лабиринте и количества успешных прохождений).

Таким образом, теория интегрированной информации может служить эффективным инструментом для изучения механизмов обработки информации в головном мозге в процессе адаптации к изменяющимся условиям среды. Однако до настоящего времени такого рода исследования не проводились, что связано прежде всего с техническими трудностями учета активности больших популяций нейронов. В настоящей работе проведена оценка показателя Φ для небольших нейронных групп гиппокампа экспериментальных животных на разных этапах приобретения простого и сложного навыков.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Вычисление коэффициента интегрированной информации. По определению, данному авторами, коэффициент Φ рассчитывается как [10, 11]:

$$\Phi = \sum_{k=1}^r H(M_{t,k} | M_{t+\Delta t,k}) - H(X_t | X_{t+\Delta t}),$$

где $H(A|B)$ — условная энтропия (энтропия переменной A при наличии переменной B), X_0, X_1 — векторы состояния системы в моменты времени t и $t + \Delta t$ (см. ниже), $M_{0,k}, M_{1,k}$ — подвыборки из системы в моменты времени t и $t + \Delta t$, r — количество подвыборок. Данное математическое выражение отражает ранее сказанное во введении — математическую разность между количеством информации, производимым разделенной системой, и производимым всеми ее частями. Количество информации, генерируемое исходной (неразделенной) системой, всегда меньше, так как в силу ограничений, накладываемых взаимосвязями компонентов, система способна находиться в меньшем числе состояний. Подвыборки выбираются наиболее независимыми, т. е. таковыми, что разделение системы на них дает минимальное увеличение информации по сравнению с целой системой. Таким образом, выбирается наиболее репрезентативное разделение, выделяющее наиболее независимые части системы. Более точно данное разделение определяется как:

$$MIP = \operatorname{argmin}_M \left(\frac{\sum_{k=1}^r H(M_{t,k} | M_{t+\Delta t,k}) - H(X_t | X_{t+\Delta t})}{(r-1) \min_k H_{\max}(M_{0,k})} \right), \quad (1)$$

где MIP (minimum information partition) — иско-
мое разбиение, $M_{t,k}$ и $M_{t+\Delta t,k}$ — подвыборки из

системы в моменты времени t и $t + \Delta t$, r — количество подвыборок, а $H_{\max}(M_{t,k})$ — максимальная

энтропия подвыборки в момент времени t , которая равна размеру подвыборки. Нормализация на $(r-1) \min_k H_{\max}(M_{t,k})$ в поиске минимума необходима для исключения влияния размеров подвыборок на получающуюся условную энтропию [11]: например, в случае, если система будет разбита на две части — большую и малую — то у такого разбиения уменьшение энтропии почти всегда будет меньше, чем для равных частей. В итоге будет найдено такое разбиение, которое выделит в системе части, связь между которыми наибольшим образом влияет на интеграцию информации в ней.

Основная проблема данного метода заключается в том, что разбиение на подвыборки может быть найдено только полным перебором. Количество разбиений на подвыборки всех возможных размеров для сети из N узлов выражается числом Белла B_N . Это число растет быстрее экспоненты; так, для $N = 5$ $B_N = 52$, для $N = 10$ $B_N = 115975$, а для $N = 20$ $B_N = 51724158235372$ [12]. Из-за ограниченных вычислительных ресурсов компьютеров в данной работе для анализа использовали только 15 нейронов. Для проведения вычислений отбирали 15 нейронов с наибольшей вариативностью активности (с наибольшей дисперсией распределения Бернулли), поскольку в случае слабо меняющих свою активность нейронов алгоритм работает (см. ниже). В случае если количество зарегистрированных

нейронов в данной сессии было меньше 15, все они использовались для анализа и никакой отбор не производился [9].

Для вычисления Φ системы необходимо указать, что является узлами, а также определить состояния узлов в каждый момент времени. В случае нейронов головного мозга, узлами являются нейроны, а состояния узлов определяются следующим образом. Все время разбивается на отрезки (бины) равного размера. В случае если в бине i -й нейрон произвел спайк, то считается, что в момент времени i узел (нейрон) имел состояние 1, а если спайка не было, то считается, что узел имел состояние 0.

Размер бина выбирается исходя из компромисса, чтобы не допустить потери тонких паттернов нейронной активности и в то же время не увеличить размер данных, передаваемых алгоритму, до такой степени, что вычисление займет недопустимо большое время. Исходя из визуального анализа спайковых временных данных, был выбран размер бина 0.06 с.

Еще одной проблемой является то, что энтропии, входящие в выражение (1), требуют нормального распределения входных данных [13]. Для тех данных, чье распределение неизвестно или отличается от нормального, существует другой алгоритм, так называемое авторегрессионное Φ (autoregressive Φ , Φ_{AR}):

$$\Phi_{AR} = \frac{\min_M \left(\frac{1}{2} \ln \frac{\det(\Sigma(X))}{\det(\Sigma(E^X))} - \sum_{k=1}^2 \frac{1}{2} \ln \frac{\det(\Sigma(M_k))}{\det(\Sigma(E^{M_k}))} \right)}{L(M)},$$

где $\Sigma(X)$ — ковариационная матрица для переменной X ; E^X — остатки (ошибки предсказания) линейной регрессии, предсказывающей значение переменной X в момент времени 1 на основании значения X в момент времени 0; M_k , $k = 1, 2$ — две подвыборки системы (разбиение системы на две части), $L(M) = \frac{1}{2} \ln \left[\min_k \left\{ (2\pi e)^{|M_k|} \det(\Sigma(M_k)) \right\} \right]$ — нормировочный коэффициент. Подвыборки выбираются так, чтобы значение Φ_{AR} получилось минимально возможным [13].

В некоторых случаях алгоритм не мог вернуть правильное значение. Известно [9], что такое поведение может происходить, когда узлы сети меняют свою активность слишком редко. В данном случае это означает, что нейрон был почти всегда неактивен или, наоборот, имел слишком большую частоту спайков и активировался почти в каждом бине. В таком случае заново отбирали на

единицу меньше число нейронов и повторяли вычисление.

После вычисления полученное значение Φ_{AR} нормировали на количество нейронов, фактически участвовавших в расчете. Это было сделано для обеспечения возможности сравнения результатов, полученных на различном числе нейронов.

Одним из параметров алгоритма является временной промежуток (сдвиг) Δt для вычисления взаимной информации. Коэффициент Φ из определения (1) показывает разность в информации, генерируемой системой за некоторое количество шагов (последовательных состояний). Данное количество зависит от конкретной системы и определяется тем, через сколько шагов в системе происходят значимые изменения. На практике промежуток определяется перебором — выбирается таковым, чтобы при нем было наибольшим [9].

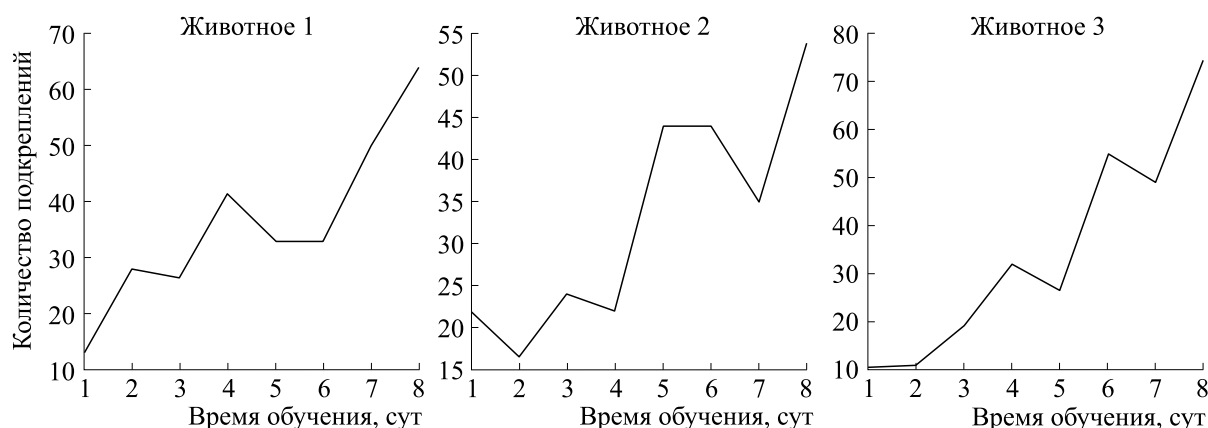


Рис. 1. Кривые обучения для трех животных. Ось абсцисс — время обучения в сутках; ось ординат — количество подкреплений (выдач пищевого вознаграждения).

С целью установления зависимости между Φ и параметрами обучения для каждого животного были рассчитаны следующие метрики:

- мгновенная скорость обучения — производная кривой обучения (рассчитывалась численно, с использованием разностной схемы);

- общая скорость обучения — разность между количеством вознаграждений в последний и первый день, деленная на число дней;

- общая скорость изменения интегрированной информации — разность между значениями Φ в последний и первый день, деленная на число дней.

Для вычислений был использован открытый код в среде MATLAB (MathWorks Inc., США) [9]. Весь анализ данных и поведения был выполнен с помощью программ в среде MATLAB. Статистический анализ проводили в программе GraphPad Prism (GraphPad Software Inc., США).

Обучение животных (оперантное многодневное обучение). Для анализа изменений параметра интегрированной информации в ходе многодневного формирования оперантного навыка были использованы открытые данные [14–16]. Наиболее просты в проведении и практически отработаны за много лет исследований эксперименты с пространственным гиппокамп-зависимым обучением в лабиринте. Поэтому в настоящей работе были использованы открытые данные именно с таким типом обучения. Крысы линии Long-Evans ($n = 3$) были обучены навыку ориентирования в W-образном лабиринте с целью получения жидкой пищевой награды. Сначала крысы были приучены к поилке с наградой, после чего проводилась операция по имплантации массива из 21 независимо управляемых микроэлектрода в область CA1 правого гиппокампа (координаты: -3.6 мм AP, 2.2 мм ML), и после реабилитации (5–7 суток) начиналось обучение. Животным для получения

вознаграждения следовало перейти из конца одного рукава в конец другого по определенным правилам [15].

Обучение проводили в течение восьми дней. В течение каждого дня проводили одну или две обучающих сессии по 15–20 мин. В течение всего времени обучения проводили непрерывную регистрацию нейронной активности животного и видеозапись его поведения. В каждой сессии было зарегистрировано от 15 до 50 нейронов (в среднем — 31 нейрон).

Значение интегрированной информации Φ вычислялось для каждой сессии обучения, а затем усреднялось по дню. Также рассчитывалось значение Φ для восьми равных по продолжительности периодов, на которые делилось время каждой сессии.

Обучение животных (простой навык). Для данного вида обучения также был использован набор открытых данных [17, 18]. Кратко: крысы ($n = 4$) выполняли различные задачи в линейном или круговом лабиринте. Каждое животное выполняло одну или несколько задач. Перед каждой сессией в лабиринте и после нее проводили сессию отдыха в домашней клетке (~4 ч). Микроэлектроды были также имплантированы в область CA1 гиппокампа (AP — 4.0 мм, ML — 2.4 мм). Время каждой сессии (45 мин) в лабиринте делили на восемь равных периодов, после чего значение Φ вычисляли для каждого периода.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Многодневное последовательное обучение сложному оперантному навыку. Все животные успешно приобрели требуемый навык за семь дней (рис. 1). Наибольшая средняя скорость обучения наблюдалась у третьего животного, наименьшая — у второго. То же самое можно сказать и о максимальном достигнутом количестве подкреплений.

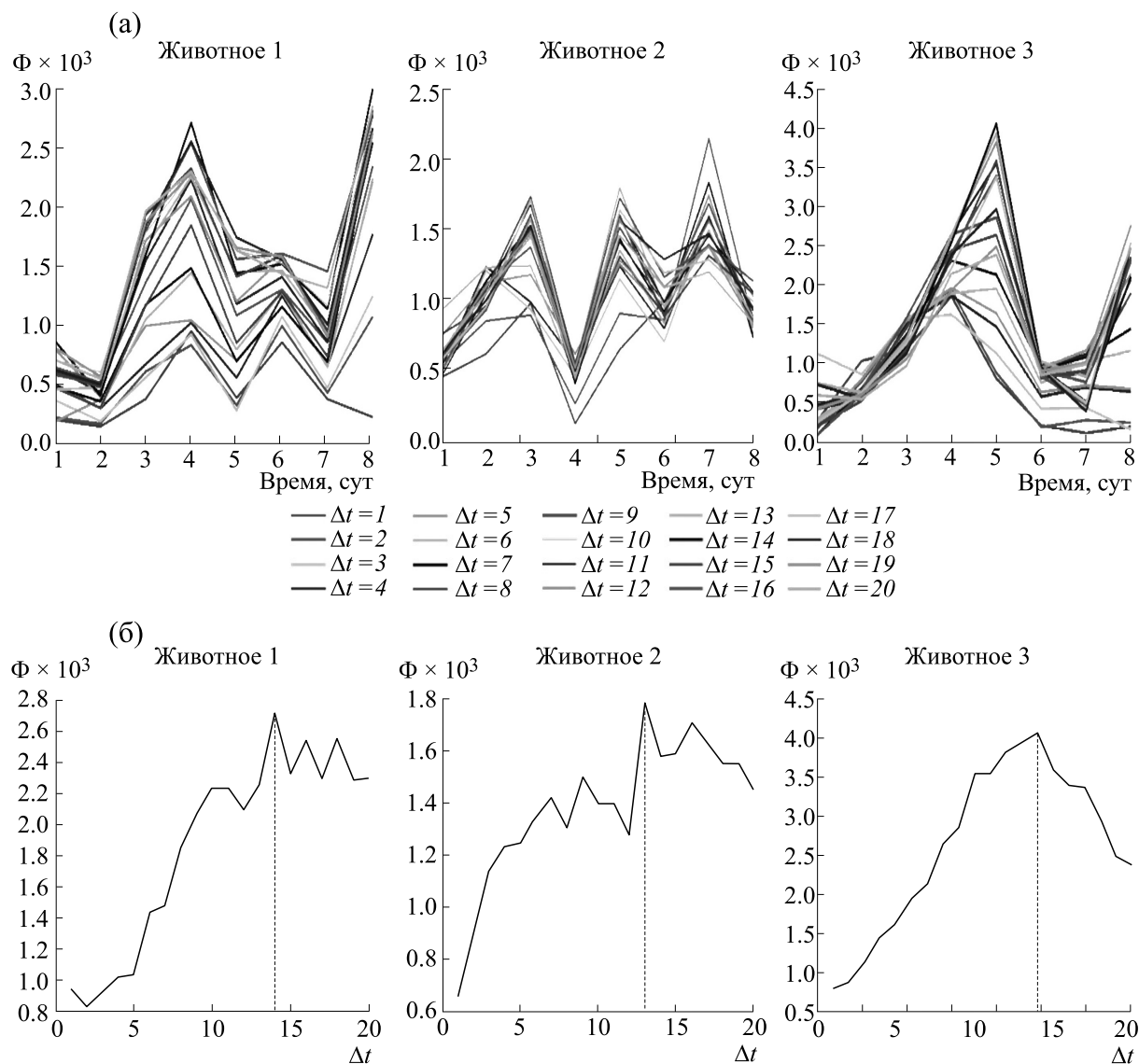


Рис. 2. (а) — Зависимости коэффициента интегрированной информации Φ от времени обучения при различных смещениях по времени Δt . Ось абсцисс — время обучения в сутках; ось ординат — величина коэффициента Φ . Различные кривые соответствуют различным значениям Δt . Видно, что наиболее яркая зависимость наблюдается при $\Delta t = 14$ бинов (2.8 с) у первого животного, $\Delta t = 13$ бинов (2.6 с) у второго и $\Delta t = 14$ бинов (2.8 с) у третьего. (б) — Зависимости амплитуды кривой показателя Φ в наиболее характерной точке от смещения по времени Δt . Пунктирной линией показано максимальное значение.

Перед выполнением анализа поведения коэффициента Φ был выполнен его расчет для различных значений смещения по времени (Δt). Далее определяли, где значения Φ больше и где его изменения по дням сильнее выражены (рис. 2). Было выяснено, что оптимальным является интервал $\Delta t = 14$ бинов (2.8 с) для первого животного, $\Delta t = 13$ бинов (2.6 с) для второго и $\Delta t = 14$ бинов для третьего. Дальнейший анализ проводили только для Φ , найденных при оптимальном значении Δt .

Результаты зависимости Φ от дня обучения для каждого животного при оптимальном Δt представлены на рис. 3. Как видно, интегрированная информация для всех животных с ходом обучения изменялась периодически, с периодом в трое-четыре суток.

С целью проведения более подробного анализа каждая сессия была разбита на восемь периодов, одинаковых по времени. В каждом из периодов было рассчитано значение Φ при оптимальном временном сдвиге Δt , а также количество

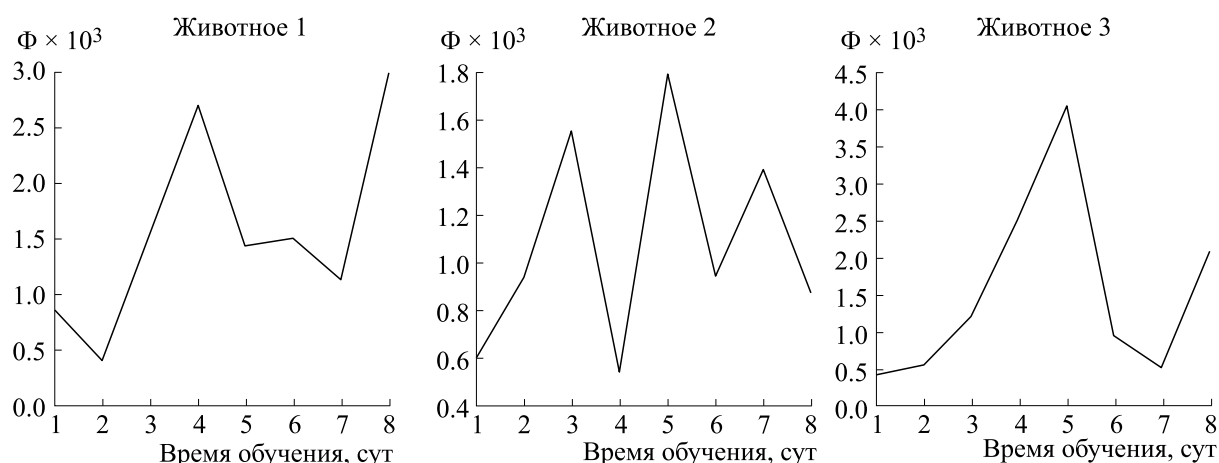


Рис. 3. Зависимости коэффициента интегрированной информации Φ от времени обучения при оптимальном значении Δt .

вознаграждений. В каждом отдельно взятом периоде характерных закономерностей обнаружено не было. Между количеством вознаграждений и значением Φ в каждом периоде была обнаружена статистически значимая взаимосвязь (рис. 4).

Таким образом, оказалось, что изменения показателя интегрированной информации соответствуют изменению поведения животных с течением приобретения сложного навыка. Такие периодические изменения успешности выполнения навыков, когда после ряда успешных проб отмечается спад успешности, отмечаются в литературе постоянно (см., например, работу [19]).

Обучение простому навыку. Двое из четырех животных демонстрировали прогресс с ходом обучения (рис. 5).

Для животных, имевших прогресс в обучении, наблюдали статистически значимую отрицательную корреляцию коэффициента Φ и количества подкреплений в сессии (рис. 6а,б). Для животных, которые не демонстрировали прогресс, статистически значимая взаимосвязь не наблюдалась (рис. 6в,г).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для анализа закономерностей изменения нейронной активности гиппокампа при формировании сложных и простых навыков у крыс была применена теория интегрированной информации [5]. Известно, что нейроны демонстрируют специфическую связь с поведением (см., например, работы [20–22]), однако для понимания закономерностей осуществления успешного приобретения нового опыта требуются подходы, позволяющие провести глобальную оценку состояния нейронных групп. При последователь-

ном обучении сложному навыку наблюдались колебания параметра Φ с периодом трое-четверо суток, что согласуется с ранее полученными результатами, свидетельствующими о присутствии регрессии в успешности во время обучения [23]. Также была установлена статистически значимая корреляция параметра интегрированной информации с успешностью реализации формирующейся программы поведения.

Был определен временной промежуток, в течение которого в нейронных сетях происходит наиболее значимая обработка и интеграция информации. Было выявлено, что он приблизительно одинаков у различных животных и составляет 2.6–2.8 с. Это время по порядку сравнимо со временем одного вознаграждаемого поведенческого акта.

Таким образом, результаты настоящего исследования показывают, что параметр интегрированной информации Φ может стать новым маркером, который дает возможность количественно оценить изменения функциональной связанности нейронов в сложной системе при обучении. Вместе с тем проведенное исследование позволяет наметить подходы к вопросу о том, что именно оценивает показатель интегрированной информации на уровне когнитивных процессов. Поскольку первоначально теория интегрированной информации создавалась для оценки уровня сознания, настоящее исследование ставит вопрос о том, можно ли говорить о колебаниях уровня сознания при приобретении нового навыка.

В будущем возможно проведение более глубоких исследований с использованием других наборов данных, полученных в разнообразных условиях. Возможна и работа с данными, полученными

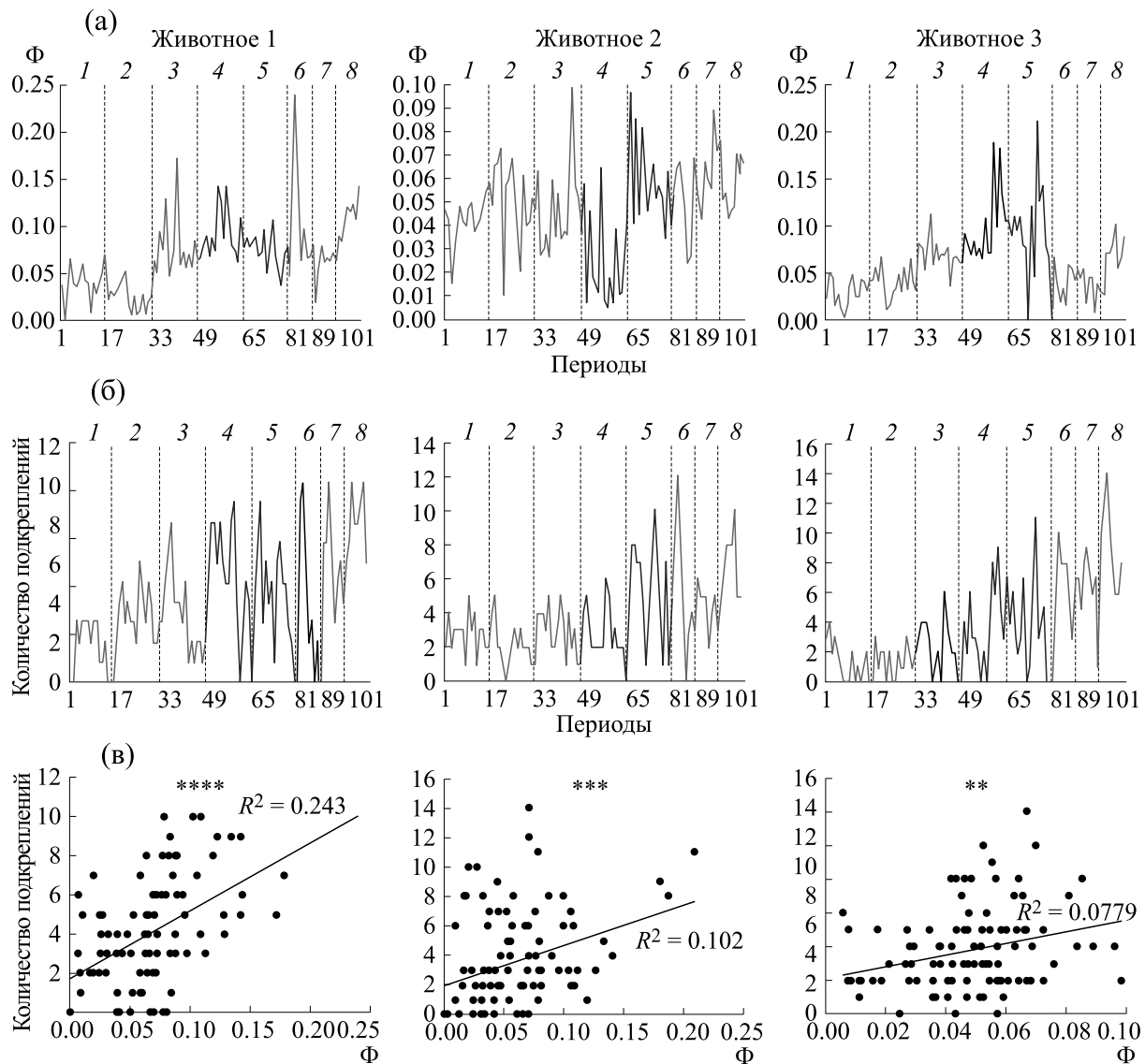


Рис. 4. (а) – Коэффициенты интегрированной информации Φ во всех периодах за весь ход обучения для трех животных. Нижняя ось абсцисс – номер периода (в хронологическом порядке), верхняя ось абсцисс – время обучения в сутках; ось ординат – значение Φ в данном периоде. Вертикальные линии разделяют сутки обучения. (б) – Количество подкреплений в каждом периоде для трех животных. Ось абсцисс – номер периода (в хронологическом порядке), ось ординат – значение Φ в данном периоде. (в) – Взаимосвязь между величиной Φ и количеством подкреплений в каждом из периодов. Ось абсцисс – значение Φ ; ось ординат – количество вознаграждений в данном периоде. Животное 1: коэффициент корреляции Спирмена $r = 0.4697$, 95%-й доверительный интервал $[0.2993, 0.6110]$, $p = 0.0001$ (критерий Стьюдента). Критерий Стьюдента используется для оценки значимости корреляции. Животное 2: $r = 0.2791$, 95%-й доверительный интервал $[0.09142, 0.4477]$, $p = 0.0041$. Животное 3: $r = 0.3196$, 95%-й доверительный интервал $[0.1296, 0.4869]$, $p = 0.0009$.

ми с помощью электроэнцефалографии и подобных методов, как, например, в работе [24].

исследований в рамках научного проекта № 20-34-90023.

ФИНАНСИРОВАНИЕ РАБОТЫ

Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.



Рис. 5. Прогресс обучения навыку по периодам. Ось абсцисс — периоды 1/8 сессии (в хронологическом порядке), ось ординат — количество вознаграждений. Вертикальные линии разделяют сессии.

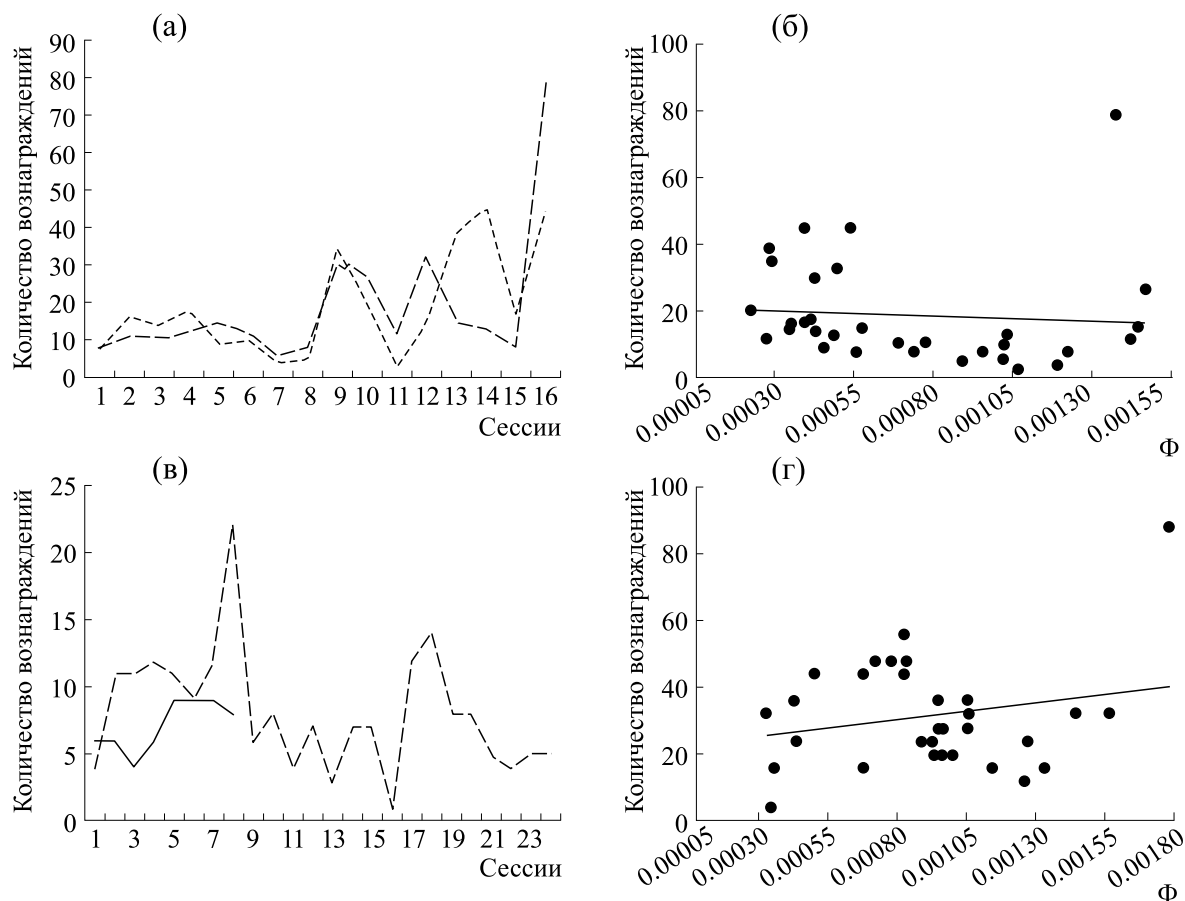


Рис. 6. (а) — Кривые обучения (количество вознаграждений за день) для животных, продемонстрировавших прогресс в обучении. Различные кривые относятся к различным животным. Оформление кривых соответствует оформлению на рис. 5. (б) — Коэффициенты интегрированной информации Φ и количество подкреплений в экспериментальных сессиях для животных, продемонстрировавших прогресс в обучении. Ось абсцисс — значения Φ , ось ординат — количество подкреплений (успешных поведенческих актов); $p = 0.0155$, $r = -0.4243$. (в) — Кривые обучения (количество вознаграждений за день) для животных, не продемонстрировавших прогресс в обучении. (г) — Коэффициент интегрированной информации Φ и количество подкреплений в экспериментальных сессиях для животных, не продемонстрировавших прогресс в обучении. Ось абсцисс — значения Φ , ось ординат — количество подкреплений (успешных поведенческих актов); $p = 0.6225$, $r = -0.09046$.

СОБЛЮДЕНИЕ ЭТИЧЕСКИХ СТАНДАРТОВ

Все применимые международные, национальные и институциональные принципы ухода и использования животных при выполнении работы были соблюдены.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. S. Reinartz, Adv. Neurobiol. **22**, 331 (2019).
2. A. G. Casali, O. Gosseries, M. Rosanova, et al., Sci. Transl. Med. **5** (198), 198ra105 (2013).
3. M. T. Alkire, A. G. Hudetz, and G. Tononi, Science **322** (5903), 876 (2008).
4. J. R. King, J. D. Sitt, F. Faugeras, et al., Curr. Biol. **23** (19), 1914 (2013).
5. G. Tononi, Arch. Ital. Biol. **150** (2/3), 56 (2012).
6. L. Albantakis and G. Tononi, Entropy **17** (8), 5472 (2015).
7. T. Niizato, K. Sakamoto, Yoh-ichi Mototake, et al., PLoS One **15** (2), e0229573 (2020).
8. O. Kanakov, S. Gordleeva, A. Ermolaeva, et al., Phys. Rev. E **99** (1), 012418 (2019).
9. D. Engel and T. W. Malone, PLoS One **13** (10), e0205335 (2018).
10. J. A. Edlund, N. Chaumont, A. Hintze, et al., PLoS Comput. Biol. **7** (10), e1002236 (2011).
11. D. Balduzzi and G. Tononi, PLoS Comput. Biol. **4** (6), e1000091 (2008).
12. G. C. Rota, Am. Math. Monthly **71** (5), 498 (1964).
13. A. B. Barrett and A. K. Seth, PLoS Comput. Biol. **7** (1), e1001052 (2011).
14. Sh. P. Jadhav and L. M. Frank, *Simultaneous extracellular recordings from hippocampal area CA1 and medial prefrontal cortex from rats performing a W-track alternation task* (2020). DOI: 10.6080/K02N50G9
15. Sh. P. Jadhav, G. Rothschild, D. K. Roumis, and L. M. Frank, Neuron **90** (1), 113 (2016).
16. W. Tang, J. D. Shin, L. M. Frank, and Sh. P. Jadhav, J. Neurosci. **37** (49), 11789 (2017).
17. A. D. Grosmark, J. Long, and G. Buzsáki, *Recordings from hippocampal area CA1, PRE, during and POST novel spatial learning (hc-11 data set)* (2016). DOI: 10.6080/K0862DC5
18. Zh. Chen, A. D. Grosmark, H. Penagos, and M. A. Wilson, Sci. Reports **6** (1), 1 (2016).
19. M. H. Erdelyi, Am. Psychol. **65** (7), 623 (2010).
20. M. P. Karlsson and L. M. Frank, J. Neurosci. **28** (52), 14271 (2008).
21. M. A. Wilson and B. L. McNaughton, Science **261** (5124), 1055 (1993).
22. R. Q. Quiroga, L. Reddy, G. Kreiman, et al., Nature **435** (7045), 1102 (2005).
23. Ю. И. Александров, О. Е. Сварник, И. И. Знаменская и др., Вопросы психологии, № 4, 87 (2017).
24. K. Fujii, H. Kanazawa, and Y. Kuniyoshi, in *Abstr. Book of the Joint IEEE 9th Int. Conf. on Development and Learning and Epigenetic Robotics (ICDL-EpiRob)* (IEEE, 2019), pp. 137–142.

Variations in the value of Integrated Information Theory Estimated from Hippocampal Neural Activity during Acquisition of Operant Behavior in Rats

I.A. Nazhestkin* and O.E. Svarnik*, **

*Moscow Institute of Physics and Technology, Kerchenskaya ul. 1a/1, Moscow, 117303 Russia

**Institute of Psychology, Russian Academy of Sciences, Yaroslavskaya ul. 13/1, Moscow, 129366 Russia

One of the approaches to quantifying the complexity of systems is the integrated information theory, as a mathematically complicated measure of how much "integrated information" a system possesses and has been initially proposed to calculate how much consciousness a neural system has. In this study, we used this approach to assess whether there are any differences in hippocampal neural activity during skill acquisition of various degrees of difficulty. It was found that the value of integrated information index Φ increased with the task progress. Moreover, Φ -value changes with an interval of three-four days until the animal is able to perform the skill. The results obtained attest to the fact that the temporary abnormal neural activity (the temporary disorganization of the system's state) is an essential stage in reorganization of neural activity contributing to the achievement of a goal for the whole body.

Keywords: self-organization, complex systems, learning, integrated information theory, brain, neuron