

МОДЕЛЬ КОДИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ ИНТЕРВАЛОВ АКТИВНЫМИ АГЕНТАМИ

Жилякова Л. Ю.¹, Базенков Н. И.²

(ФГБУН Институт проблем управления
им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

Интервальное кодирование времени – способность воспринимать и оценивать длительность в диапазоне от секунд до минут – представляет собой один из ключевых когнитивных процессов, лежащих в основе адаптивного поведения живых организмов. Эта способность позволяет извлекать временные закономерности из окружающей среды, оптимизировать стратегии добычи ресурсов, координировать коммуникацию и формировать прогнозы о будущих событиях. В работе описана модель активного агента с внутренней структурой, представленной ансамблем, способным генерировать ритмическую активность в заданных временных интервалах. Ансамбль состоит из трёх узлов: полуцентрового осциллятора (два узла, возбуждающих друг друга в противофазе) и узла-триггера с памятью. Полуцентровый осциллятор возбуждает триггер, который накапливает возбуждение в памяти. При достижении возбуждением порогового значения триггер срабатывает и, тем самым, передаёт сигнал агенту. Частота активации триггера зависит от его параметров: весов рецепторов, коэффициента дисконтирования, порогового значения. Предложенная модель временного кодирования такими агентами демонстрирует свойства, характерные для биологических систем: соответствие закону Вебера (прямая зависимость дисперсии оценки от длительности сигнала), затухание памяти при отсутствии стимула, возврат к гомеостатическим параметрам, смещение оценок к средним значениям. Исследования в области биологически инспирированного кодирования интервалов не только углубляют понимание восприятия, оценки и прогнозирования времени, но и стимулируют разработку адаптивных систем ИИ, робототехники и интерфейсов «человек – машина».

Ключевые слова: ритмическая активность, кодирование времени, полуцентровый осциллятор, модель внутренних часов.

1. Введение

Исследование кодирования времени – нейронных и когнитивных механизмов, лежащих в основе оценки длительности тех или иных событий, – имеет критическое значение для углубления

¹ Людмила Юрьевна Жилякова, д.ф.-м.н (zhilyakova@ipu.ru).

² Николай Ильич Базенков, к.т.н. (bazenkov@ipu.ru).

понимания нейробиологических механизмов и процессов, происходящих в мозге. С другой стороны, восприятие времени является объектом пристального внимания когнитивной психологии. Обзор современного состояния исследований в этой области представлен в [1]. Полученные результаты, помимо нейробиологии и психологии, представляют особенную ценность в робототехнике и построении систем искусственного интеллекта. В биологических системах точная обработка временной информации поддерживает важнейшие функции, включая сенсомоторную координацию, принятие решений и консолидацию памяти. Исследование «клеток времени», которые динамически кодируют временные последовательности [3], и скалярного свойства временной вариабельности [12, 16] раскрывает эволюционные механизмы, оптимизированные для адаптивного поведения. Эти принципы становятся все более важными для интеллектуального моделирования, где агенты должны ориентироваться в реальных средах, требующих синхронизации сенсорной информации в масштабе миллисекунд и планирования действий в масштабе секунд. Поскольку агенты, основанные на сетях глубокого обучения с подкреплением, демонстрируют биологически правдоподобные стратегии временной обработки [7], понимание этих механизмов связывает нейронауку и машинное обучение, предлагая проверяемые модели для искусственного временного восприятия и кодирования.

Системы ИИ в настоящее время испытывают трудности с временной согласованностью, что ограничивает их применение в критичных ко времени областях. Однако интеграция моделей интервального времени, таких как масштабируемые паттерны активации префронтальной коры [17] или зависящая от состояния сетевая динамика [12], в архитектуры ИИ может обеспечить более надежную обработку временной информации. Примером этой синергии могут послужить алгоритмы машинного обучения, которые уточняют временные прогнозы при проектировании интегральных схем [5].

Объединяя биологические знания с вычислительными моделями, исследования времени не только углубляют наше понимание познания, но и стимулируют инновации в адаптивном ИИ, робототехнике и интерфейсах «человек – машина».

Восприятие временных интервалов демонстрирует значительную согласованность среди многих видов позвоночных, что проявляется в ряде универсальных статистических признаков, включая скалярную изменчивость, асимметрию распределения ответов и смещение оценок к средним значениям [2]. Эти свойства указывают на существование эволюционно консервативных механизмов, что стало стимулом для многолетних исследований, направленных на понимание того, как мозг обрабатывает временную информацию. Задача заключается не только в объяснении этих поведенческих феноменов, но и в разработке биологически правдоподобных моделей, способных описать весь спектр временных проявлений, наблюдавшихся как в лабораторных, так и в естественных условиях.

Традиционные подходы к моделированию интервального восприятия времени в основном были сосредоточены на специализированных механизмах, таких как системы «генератор – накопитель» или специализированные нейронные осцилляторы [11]. Однако недавние достижения в области вычислительной нейронауки, а также обнаружение «временных клеток» в гиппокампе и энторинальной коре [13], открыли новые направления для понимания того, как информация о длительности временных интервалов может кодироваться и обрабатываться нейронными популяциями. Эти открытия подчеркнули важность рассмотрения временных процессов не как изолированной когнитивной функции, а как эмерджентного свойства активных нейронных систем с сложной внутренней динамикой.

Настоящая работа вносит вклад в развивающуюся область исследований, предлагая математическую и вычислительную модель на основе активных агентов со структурированной внутренней динамикой. Агент способен запоминать временные интервалы посредством регулирования своего порогового значения. При воздействии периодических внешних сигналов агент синхронизирует свою активность в соответствии со стимулом. В отсутствие сигналов происходит постепенное забывание, возвращающее порог к гомеостатическому базовому уровню. Биологически правдоподобное запоминание интервалов достигается через популяционное кодирование, когда агенты кодируют интервалы не одновременно, а со временными сдвигами, причем

только подмножество популяции реагирует на каждый новый сигнал. Данный механизм отражает ключевые особенности биологических систем: постепенное обучение (вместо мгновенного усвоения информации), моделирование закона Вебера (увеличение дисперсии оценок с ростом длительности интервалов), регрессия оценок к среднему значению.

Статья организована следующим образом. Во втором разделе описываются концептуальные модели кодирования времени, близкие к формализму, предложенному в данной работе. В третьем разделе описываются активные агенты и их внутренняя структура, описываются все параметры и их взаимосвязи. Приводятся точные формулы зависимости пороговых значений агентов и воспроизводимых ими временных интервалов. Исследуются свойства предложенной модели и обосновывается выполнение закона Вебера. Четвертый раздел закладывает основы популяционного кодирования времени созданными агентами. В Заключении подводятся итоги и делаются направления будущих исследований.

2. Концептуальные модели временного кодирования и закон Вебера

Перед тем как описать модель активного агента и ее применение для воспроизведения биологически правдоподобных механизмов запоминания временных интервалов, обратимся к двум известным моделям, наиболее тесно связанным с предложенной. Эти модели были разработаны достаточно давно, однако до сих пор остаются самыми влиятельными феноменологическими моделями биологического кодирования временных интервалов. Они обладают базовыми свойствами, присущими биологическим организмам при восприятии и воспроизведении времени, в частности, удовлетворяют закону Вебера.

2.1. ЗАКОН ВЕБЕРА И СКАЛЯРНОЕ СВОЙСТВО

Закон Вебера – эмпирический психологический закон, который, однако, имеет математическую формализацию и широко используется во многих психологических и нейробиологических исследованиях. Он может быть выражен формулой $\Delta I/I = k$, где

ΔI – минимальная обнаруживаемая разница стимула (пороговое различие); I – исходная величина стимула; k – коэффициент Вебера (константа для данной сенсорной модальности).

Он означает, что изменчивость суждений о стимуле (например, длительность, интенсивность) масштабируется пропорционально величине самого стимула. В соответствии с этим законом различимость двух стимулов зависит от их *относительного различия*, а не от их абсолютных значений.

В контексте восприятия времени в литературе закон Вебера получил название *скалярного свойства*.

Скалярное свойство утверждает, что точность синхронизации линейно ухудшается с длиной интервала. Например, различие 1 с и 1,2 с ($\Delta t = 0,2$ с) так же сложно, как различие 10 с и 12 с ($\Delta t = 2$ с), поскольку оба имеют коэффициент Вебера $k = 0,2$.

Прямыми следствием соблюдения этого свойства является увеличение дисперсии по мере увеличения длительности запоминаемого интервала.

2.2. МОДЕЛЬ «ВНУТРЕННИХ ЧАСОВ» М. ТРЕЙСМАНА

Модель Мишеля Трейсмана, известная как модель «внутренних часов», стала пионерской в осмыслении восприятия времени как внутреннего когнитивного процесса, включающего механизм «генератор – накопитель» [14]. Укрупненно структуру модели можно представить тремя основными блоками: генератор (пейсмейкер), накопитель (аккумулятор) и модуль памяти. Генератор вырабатывает импульсы, которые накапливаются накопителем каждый раз, когда начинается временной интервал. Во время выполнения задач на оценку времени полученное число импульсов сохраняется в памяти и сравнивается с эталонными значениями.

Модель запоминает длину некоторого стимула. Происходит это следующим образом. Начало стимула замыкает переключатель между пейсмейкером и накопителем, который начинает накопление тактов (т.е. временных единиц) на протяжении всего стимула. В конце стимула количество накопленных тактов сохраняется в модуле памяти для извлечения и сравнения с будущими длительностями (рис. 1).



Рис. 1. Модель М. Трейсмана, состоящая из трех основных блоков: генератор (пейсмейкер), накопитель и модуль памяти

Как когнитивному психологу, Трейсману было важно подчеркнуть, что для точного измерения времени необходимы не только часы, но и надёжные процессы памяти и механизмы принятия решений – так называемый «когнитивный часовой механизм». Такой подход позволил осуществлять точные количественные предсказания временных оценок и объяснять источники вариабельности в суждениях о времени, такие как ошибки при накоплении импульсов или их извлечении из памяти. Было показано, что предложенная модель отражает свойства восприятия и оценки временных интервалов людьми, полученные в нескольких сериях экспериментов, и удовлетворяет закону Вебера. Для функции Вебера вида $\Delta T = k(T + a)$, где k и a – эмпирические параметры, были найдены их значения для различных серий экспериментов.

Позднее М. Трейсман расширил свою модель, введя концепцию «калиброванного генератора», в которой выход генератора может регулироваться специальным калибрующим блоком, чувствительным к уровню возбуждения [15].

2.2. ТЕОРИЯ СКАЛЯРНОГО ОЖИДАНИЯ

Вторая модель основана на первой и расширяет её до теории, известной как теория скалярного ожидания (Scalar Expectancy Theory, SET). Она была разработана Дж. Гиббоном [8] и дополнена Р.М. Черчом [6, 9]. Эта теория, как и модель М. Трейсмана,

основывается на схеме «генератор – накопитель», но дополняет её чётким акцентом на скалярном свойстве временного поведения [6]. SET расширяет модуль памяти во внутренних часах Трейсмана. Один общий блок заменен на три: *рабочая память*, *эталонная (референтная) память* и блок принятия решения для определения того, похожа ли измеряемая длительность на ранее закодированные длительности («да» или «нет») (рис. 2).

Согласно SET, внутренние часы, рабочая память, эталонная память и процесс принятия решений совместно определяют временные суждения. Изначально SET была сформулирована для объяснения поведения животных при фиксированных интервалах подкрепления, но впоследствии стала доминирующей моделью в исследованиях восприятия времени животных и человека.

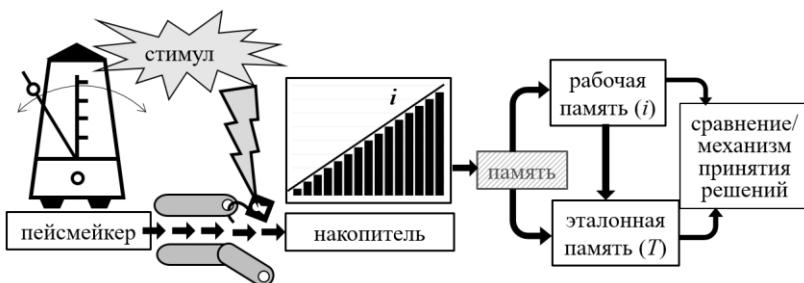


Рис. 2. Расширенный модуль памяти в SET

Хотя модели Трейсмана и SET имеют общие ключевые механизмы – генератор, накопитель, память и компаратор, – SET формализует взаимосвязь между вариабельностью временных оценок и длительностью интервала, а также даёт более всестороннее объяснение временного поведения у различных видов и в разных экспериментальных парадигмах [9]. Основное различие заключается в акценте SET на скалярном свойстве и её более широком эмпирическом применении, тогда как исходная модель М. Трейсмана была более ориентирована на когнитивную архитектуру временных процессов у человека.

3. Структура активного агента и его параметры

За основу представленной в статье модели взята структура сложных агентов, предложенная и исследованная в [18]. Архитектура агента, его параметры и аналитические формулы, определяющие связь между длительностью интервала активации и параметрами агента, подробно описаны в [19]. Определения в этом разделе в целом соответствуют определениям в [19], однако полученные там формулы получили более законченный вид и структуру.

3.1. ВНУТРЕННЯЯ СЕТЬ АГЕНТА

Агенты являются активными, поскольку генерируют эндогенную активность, обусловленную их внутренней динамикой. Внутренние процессы агента A_i определяются сетью из трёх узлов, функционирующих в дискретном времени $t = 1, 2, \dots$. Два из них, N_{i1} и N_{i2} , образуют *полуцентровый осциллятор*, представляющий собой пару узлов, соединенных возбуждающими связями и активирующими в противофазе. Сила связей между ними способна поддержать активность в отсутствие внешних воздействий. Оба узла осциллятора, активируясь, воздействуют не только друг на друга, но и на третий элемент N_{i3} , названный *триггером*.

Триггер аккумулирует память или потенциал активации $U_i(t)$. При достижении потенциалом порогового значения Th_i ($U_i(t) \geq Th_i$) триггер активируется и активирует агента A_i . Такая внутренняя сеть функционирует как встроенный пейсмейкер. Триггер характеризуется следующими параметрами: глубиной памяти Θ_i , коэффициентом дисконтирования (забывания) $\mu_i \in (0, 1]$, пороговым значением $Th_i > 0$ и весами двух рецепторов $w_{i1} > 0$ и $w_{i2} > 0$, воспринимающих возбуждение от узлов N_{i1} и N_{i2} соответственно.

Если глубина памяти не ограничена, ее накопление происходит в соответствии с формулой

$$(1) \quad U_i(t) = \begin{cases} w_{i1} \sum_{j=1}^{\frac{t}{2}} \mu_i^{2j-1} + w_{i2} \sum_{j=1}^{\frac{t}{2}} \mu_i^{2j-2}, & t = 2k, \\ w_{i1} \sum_{j=1}^{\frac{t+1}{2}} \mu_i^{2j-2} + w_{i2} \sum_{j=1}^{\frac{t-1}{2}} \mu_i^{2j-1}, & t = 2k - 1, \quad k \in \mathbb{N}. \end{cases}$$

Если Θ_i конечно, то при $t > \Theta_i$ потенциал перестает возрастать и остается постоянным. Если он не достигает порогового значения, агент с такими параметрами может активироваться лишь при дополнительном внешнем воздействии. Такие случаи в данной модели не рассматриваются.

Если агент A_i активируется в момент времени $t \leq \Theta_i$, т.е. $U_i(t) \geq Th_i$, то в следующий момент память сбрасывается до нуля и накопление начинается заново.

Если $\mu_i < 1$, все суммы в формуле (1) представляют собой убывающие геометрические прогрессии. При бесконечной глубине памяти предельное значение потенциала U_i^∞ – сумма бесконечно убывающей геометрической прогрессии. Таким образом, память всегда ограничена сверху. Устремив t к бесконечности в строке $k_1 \in \{1, 2\}$ формулы (1), получим величину U_i^∞ :

$$(2) \quad U_i^\infty = w_{ik_1} \sum_{j=1}^{\infty} \mu_i^{2j-1} + w_{ik_2} \sum_{j=1}^{\infty} \mu_i^{2j-2} = \frac{w_{ik_1} \mu_i + w_{ik_2}}{1 - \mu_i^2}.$$

Для простоты модели положим, что $w_{i1} = w_{i2} = w_i$. Тогда формулы (1) и (2) значительно упростятся до вида

$$(3) \quad U_i(t) = w_i \sum_{j=0}^{t-1} \mu_i^j = \frac{w_i(1 - \mu_i^{t-1})}{1 - \mu_i},$$

$$(4) \quad U_i^\infty = \frac{w_i}{1 - \mu_i}.$$

Внутренняя сеть агента A_i представлена на рис. 3.

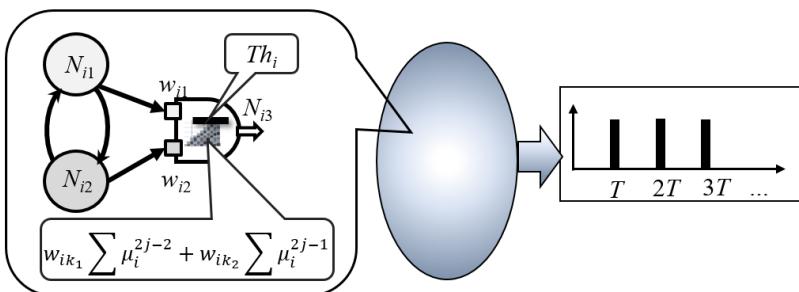


Рис. 3. Агент A_i , его внутренняя сеть и параметры; активация агента происходит с периодом T (правый фрагмент рисунка)

Отметим, что ансамбль из трех элементов может порождать простые ритмы, и агенты с такой структурой также должны быть

просты. Однако, создавая сети из таких агентов, т.е. собирая ансамбли из ансамблей и комбинируя между собой разные ритмы с разными периодами, можно добиться достаточно сложных паттернов активности, а мета-агенты, наделенные такими сетями, способны генерировать сложное поведение (рис. 4).

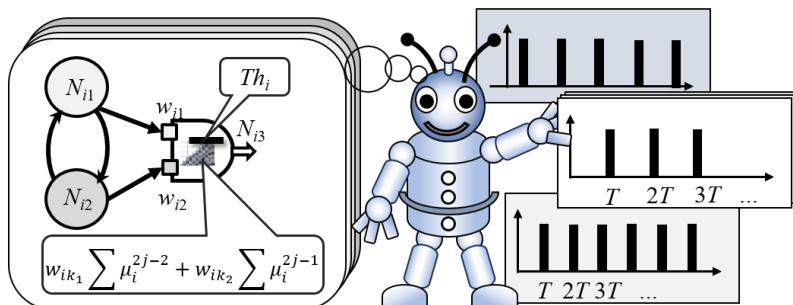


Рис. 4. Ансамбли из простых агентов способны воспроизводить сложную моторную динамику

Скоординированной работе нескольких ансамблей будут посвящены дальнейшие исследования. Однако одна описанная сеть из трех элементов достаточна для решения задачи запоминания временного интервала. Для биологически правдоподобной модели будет использовано популяционное кодирование, описанное в четвертом разделе.

3.2. ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖДУ ПОРОГОВЫМ ЗНАЧЕНИЕМ АГЕНТА И ИНТЕРВАЛОМ ЕГО АКТИВАЦИИ

Если пороговое значение Th_i меньше, чем U_i^∞ , агент будет активироваться через некоторые равные промежутки времени. Длительность этих интервалов зависит от параметров триггера: μ_i , Th_i , w_i . Будем полагать, что величина μ_i задана и неизменна. Величины Th_i и w_i линейно зависимы, таким образом, будем считать, что управление агентом происходит посредством изменения его порогового значения Th_i . Интервал между двумя соседними активациями будем обозначать через T_i .

Будем различать две задачи: прямую и обратную. Прямая задача состоит в определении временного интервала между активациями при заданных параметрах. Обратная задача заключается в подборе параметров для достижения заданного временного интервала T_i . Решение обеих задач представлено в [19] при условии, что $w_{i1} = w_{i2} = w_i$.

Прямая задача имеет решение

$$(5) \quad T_i = \left\lceil \log_{\mu_i} \left(\frac{\mu_i - 1}{w_i} Th_i + 1 \right) \right\rceil.$$

Обратная задача имеет решение

$$(6) \quad Th_i = w_i \frac{1 - \mu_i^{T_i}}{1 - \mu_i}.$$

Заметим, что в отличие от прямой задачи, которая имеет решение только при условии $Th_i < U_i^\infty$, обратная задача имеет решение всегда. С другой стороны, с увеличением запоминаемого интервала T_i при фиксированном дискретном временном шаге Δt значения Th_i будут все менее отличаться друг от друга, что приводит к увеличению разброса запомненных временных интервалов при одной и той же точности для порогового значения. Как было показано в предыдущем разделе, эта особенность не является недостатком модели – это выполнение скалярного свойства (закона Вебера применительно ко времени), присущего биологическим организмам при оценке сенсорных стимулов.

В предлагаемой модели это свойство достигается с помощью механизма затухания памяти при $\mu < 1$.

Из формулы (6) для каждого временного интервала T и заданного коэффициента Вебера k можно определить как величину дисперсии Th_i , так и «минимальную обнаруживаемую разницу» ΔTh_i и Δt :

$$\frac{Th_i(T + \Delta t) - Th_i(T)}{Th_i(T)} = \frac{\mu_i^T - \mu_i^{T + \Delta t}}{1 - \mu_i^T} = k,$$

откуда

$$\Delta t = \left\lceil \log_{\mu_i} \left(1 - k \frac{1 - \mu_i^T}{\mu_i^{T + \Delta t}} \right) \right\rceil.$$

Отметим, что скалярное свойство здесь заключается в том, что в полученной формуле Δt не зависит от весов w_i , хотя сами пороги, разумеется, зависят от весов рецепторов.

Например, пусть $\mu_i = 0,95$, коэффициент Вебера $k = 0,2$, как в примере выше. Тогда для $T = 4$

$$\Delta t = \left\lfloor \log_{0,95} \left(1 - 0,2 \frac{1-0,95^4}{0,95^4} \right) \right\rfloor = \lfloor 0,91 \rfloor = 1.$$

Для $T = 10$ $\Delta t = \lfloor 2,81 \rfloor = 3$.

Это означает, что интервалы длины 4 и 5 различаются так же, как интервалы длины 10 и 13. В модели с непрерывным временем можно получить более точные оценки. Конечно, для интервалов в диапазоне секунд вариация весьма значительна, однако модель может быть скорректирована изменением значений параметров.

Рост дисперсии с увеличением T продемонстрирован на рис. 5.

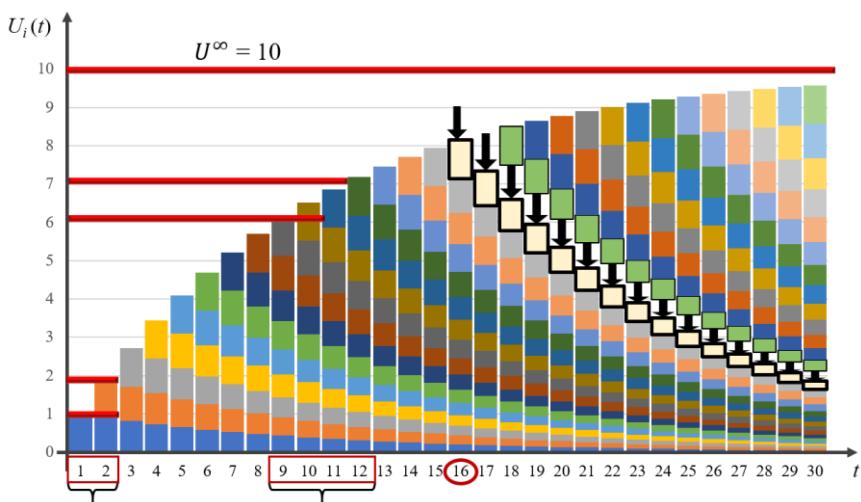


Рис. 5. Накопление потенциала с механизмом затухания с параметрами $\mu_i = 0,9$, $w_i = 1$. Показан диапазон вариации длин временных интервалов для одной и той же разности $\Delta U_i(t) = 1$ для $U_i(t) = 1$ и $U_i(t) = 6$.

Здесь изображено накопление памяти с каждым тактом. Возбуждение, полученное на определенном такте, находится вверху соответствующего столбика и обозначено цветом. Далее видно, как оно с ходом времени начинает «проседать» под более свежими полученными порциями возбуждения. В диаграмме стрелками выделена динамика возбуждения, полученного на такте 16.

4. Популяционное кодирование временных интервалов

В настоящее время в исследовании и моделировании тайминга произошло значительное смещение. В ряде работ ([4, 10, 12, 20, 21] и многие другие) было показано, что кодирование времени распределено по нескольким отделам мозга и является результатом скоординированной активности больших популяций нейронов и нейронных сетей.

Наша работа преследует две цели: с одной стороны, достичь биологического правдоподобия, создав модель, устойчивую к шуму и обладающую скалярным свойством; с другой же стороны, оставаться в рамках феноменологии. Мы не моделируем физические процессы, происходящие в живых нейронах и нейронных сетях. Наши агенты – простая идеальная модель, обладающая необходимым минимумом параметров для воспроизведения временного кодирования с заданным набором свойств, поддающаяся аналитическому описанию.

4.1. ПРОБЛЕМА ВОСПРИЯТИЯ И ЗАПОМИНАНИЯ ИНТЕРВАЛОВ

Для воспроизведения интервалов заданной длины были получены точные формулы (см. раздел 3). Однако для того чтобы интервал *воспроизвести*, его нужно сначала *воспринять* и затем *запомнить*. В модели внутренних часов и в SET эти процессы происходят в блоке памяти и включают в себя «заслонки». Начало сигнала открывает заслонку между пейсмейкером и аккумулятором и начинается накопление тактов; конец сигнала закрывает эту заслонку и открывает канал между аккумулятором и памятью. Таким образом, происходит восприятие и запоминание.

В нашей модели агент запоминает длительность интервала, изменения соответствующим образом свой порог Th_i . Получая сигнал, соответствующий началу измеряемого интервала, агент сбрасывает свой потенциал $U_i(t)$ до нуля и начинает накопление в соответствии с формулой (1) или ее частным случаем (3). Когда приходит сигнал окончания интервала, агент активируется и обновляет свой порог до текущего значения потенциала: $Th_i = U(T)$. Таким образом, длина интервала $(0, T)$ сохраняется в памяти, после чего агент начнет активироваться с периодом T .

Однако при том, что механизм угасания памяти влечет за собой выполнение закона Вебера, такой алгоритм неустойчив к шуму и, в целом, ему не хватает биологической адекватности. Мы хотим получить систему, обладающую следующими основными свойствами механизмов кодирования времени живыми системами.

- Способность к обучению с подкреплением: обучение может не происходить с первой попытки, а требовать нескольких повторений.

- Неидеальное запоминание: в оценке интервалов могут быть небольшие смещения как в большую, так и в меньшую стороны.

- Забывание: если подкрепление перестает поступать, запомненный интервал постепенно забывается и агент возвращается к своему изначальному ритму.

Для выполнения этих свойств будет использовано популяционное кодирование времени. В данной работе мы приведем основные характеристики популяционной модели.

4.2. ПОПУЛЯЦИЯ АГЕНТОВ И ЕЕ СИНХРОНИЗАЦИЯ

Рассмотрим популяцию из N агентов со внутренней структурой, описанных в разделе 3. Каждый из агентов обладает гомеостатической величиной порогового значения Th_i ; вообще говоря, все Th_i в популяции могут быть различны. В присутствии периодических сигналов с заданным интервалом, каждый новый сигнал воспринимает некоторая доля агентов $p < 1$. Если агент воспринял сигнал, он сбрасывает свой накопленный потенциал

и начинает ожидать сигнал, символизирующий окончание интервала. После этого данная часть популяции обновляет свои пороги: $Th_i := Th^*$ и начинает активироваться синхронно. С много-кратным повторением сигнала всё большая часть популяции начинает синхронизировать свои фазы.

Однако если сигналы прекращаются или если в какой-то момент агент не смог отреагировать на сигнал, через некоторое время его порог начинает смещаться к гомеостатической величине. Поскольку каждый сигнал воспринимает только часть популяции, пороги агентов не только концентрируются вокруг значения Th^* , но также и незначительно расползаются в стороны. Таким образом, популяция в целом демонстрирует некоторый разброс во временах активации.

4.3. МЕХАНИЗМ ЗАБЫВАНИЯ И СМЕЩЕНИЕ К СРЕДНИМ ЗНАЧЕНИЯМ

Практически во всех исследованиях запоминания и воспроизведения времени отмечается эффект смещения оценок к средним значениям: испытуемые склонны занижать оценку длинных интервалов и завышать оценку коротких. Но что такое длинные и короткие? Не являются ли такие оценки субъективными и относительными? В экспериментальных исследованиях приводятся абсолютные величины запоминаемых интервалов. Наша модель использует другой метод, на наш взгляд, более универсальный. Смещение оценок в нашей модели происходит в сторону средней величины гомеостатических пороговых значений агентов.

В отсутствие стимулов пороги смещаются от запомненного значения к гомеостатическим величинам по сигмоидным функциям.

Разброс оценок интервалов популяцией будет увеличиваться с увеличением длины интервала, поскольку в этом случае увеличится разница между пороговыми значениями агентов в популяции и запомненной величиной. Таким образом, популяционная модель в целом также удовлетворяет закону Вебера.

Проиллюстрируем запоминание временного интервала T популяцией из 10 агентов с разными порогами и параметром $p = 0,2$. Это означает, что каждый сигнал окончания интервала T воспринимают 20% агентов, в частности, для $N = 10$ эта доля равна 2.

Начальное распределение порогов представлено на рис. 6. Порог, соответствующий интервалу T , обозначен через Th^* .

По оси абсцисс отложено время, по оси ординат – пороги агентов. Из рисунка видно, что часть агентов (агенты A_1 – A_7) имеют пороги ниже заданного, другая часть (агенты A_8 – A_{10}) – выше заданного.

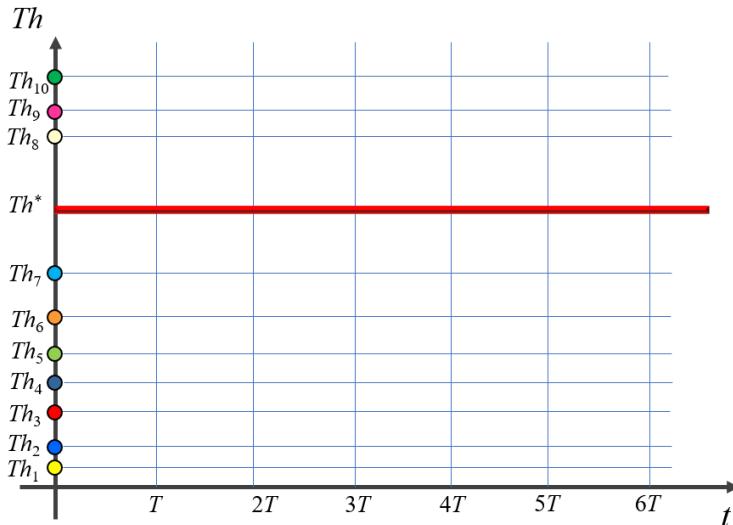


Рис. 6. Начальное распределение порогов агентов в популяции

На первом такте (конец первого интервала T) случайные два агента воспринимают сигнал и изменяют пороги к значению Th^* (рис. 7).

Далее продолжается та же динамика. Распределение порогов к моменту времени $6T$ показана на рис. 8.

На рис. 8 стрелками показаны переходы пороговых значений на каждом такте. Следует отметить, что поскольку каждый раз два агента выбираются случайным образом, некоторые агенты, уже изменившие свои пороги, будут выбираться повторно, в то время как в популяции всё еще будут агенты, имеющие гомеостатические значения порогов. На рис. 8 это происходит на тактах $3T$ и $5T$, когда агенты, уже изменившие свои пороги, уточняют их значения и вновь приближаются к Th^* , т.е. между $2T$ и $3T$, а также между $4T$ и $5T$ присутствует одна стрелка вместо двух.

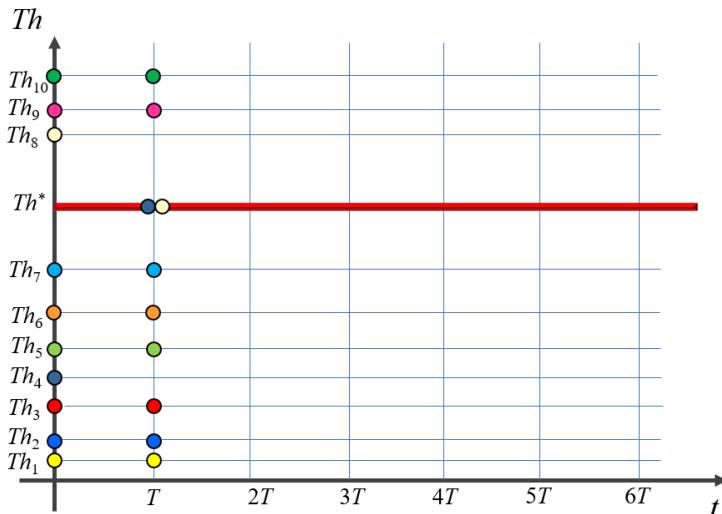


Рис. 7. Изменение состояния популяции после первого шага: два агента (A_4 и A_8) изменили свои пороги на значение Th^*

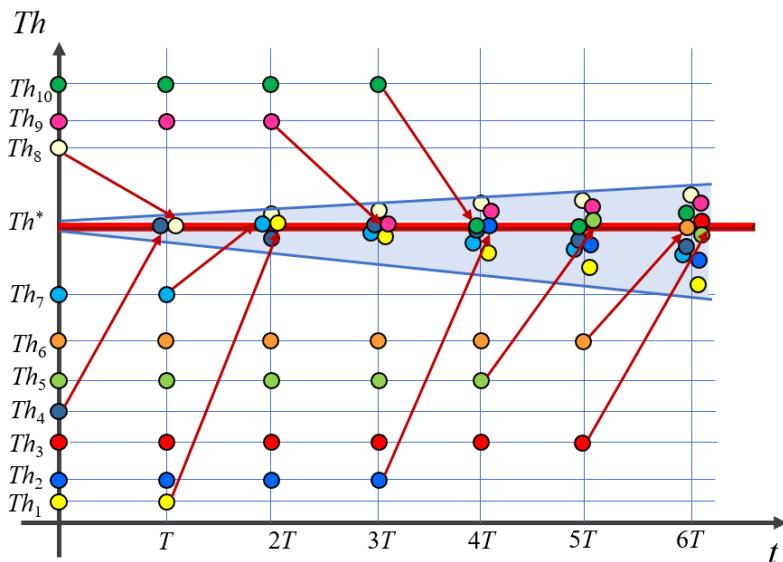


Рис. 8. Состояние популяции на такте $6T$

На этом же рисунке видна еще одна закономерность. Агенты, не получающие подкрепление, постепенно сдвигают свои пороги в сторону своих гомеостатических значений. Таким образом, с одной стороны, со временем агенты «сплачиваются» вокруг порогового значения и за несколько тактов вся популяция входит в одну фазу, с другой стороны, вокруг этого значения вырастает разброс.

На примере становится видно, что означает «стремление оценок к среднему значению». Поскольку здесь большинство агентов имеют пороги ниже желаемого, то смещение разброса также идет вниз. При этом для каждого агента есть предпочтительная частота, которую он воспроизводит безошибочно.

Если популяция агентов более гомогенна и имеет небольшой разброс порогов, то смещение оценок будет происходить также более консолидировано в сторону общего центра масс. При отсутствии новых сигналов агенты вернутся к своим гомеостатическим характеристикам.

5. Заключение

В работе представлена биологически правдоподобная модель кодирования временных интервалов. Предложена структура единичного агента и его поведение; представлены механизмы запоминания агентом временного интервала и формулы зависимости длины генерируемого интервала от порогового значения.

Описаны основные свойства временного кодирования, присущие биологическим видам. Проанализированы модели, реализующие данные свойства.

Предложена популяционная модель, реализующая базовые свойства тайминга, присущие многим видам позвоночных. Хотя в настоящее время существуют более сложные модели, основанные на последних нейробиологических открытиях, нашей главной целью было оставаться в рамках феноменологического подхода. Предложенная модель охватывает ключевые свойства биологических систем, оставаясь при этом простой и поддающейся аналитической обработке. Кроме того, модель значительно расширяет теорию скалярного ожидания и может быть полезна в робототехнике и приложениях искусственного интеллекта.

Литература

1. КУЛИЕВА А.К., БЕРЕЗНЕР Т.А., ШИШУНОВА А.Н. и др. *Когнитивные теории восприятия времени* // Вестник Санкт-Петербургского университета. Психология. – 2025. – Т. 15. – Вып. 1. – С. 51–65.
2. BALCI F., SIMEN P. *Neurocomputational Models of Interval Timing: Seeing the Forest for the Trees* // Neurobiology of Interval Timing. – 2024. – P. 51–78.
3. BIGUS E.R., LEE H.W., BOWLER J.C. et al. *Medial entorhinal cortex mediates learning of context-dependent interval timing behavior* // Nature Neuroscience. – 2024. – Vol. 27, No. 8. – P. 1587–1598.
4. BUONOMANO D.V., LAJE R. *Population clocks: motor timing with neural dynamics* // Trends in Cognitive Sciences. – 2010. – Vol. 14, No. 12. – P. 520–527.
5. CHHABRIA V.A., JIANG W., KAHNG A.B. et al. *A Machine Learning Approach to Improving Timing Consistency between Global Route and Detailed Route* // arXiv:2305.06917. – 2023.
6. CHURCH R.M., GIBBON J. *Temporal generalization* // Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes. – 1982. – Vol. 8, No. 2. – P. 165.
7. DEVERETT B., FAULKNER R., FORTUNATO M. et al. *Interval timing in deep reinforcement learning agents* // arXiv:1905.13469. – 2019.
8. GIBBON J. *Scalar expectancy theory and Weber's law in animal timing* // Psychological review. – 1977. – Vol. 84, No. 3. – P. 279.
9. GIBBON J., CHURCH R.M. *Representation of time* // Cognition. – 1990. – Vol. 37, No. 1–2. – P. 23–54.
10. GOEL A., BUONOMANO D.V. *Timing as an intrinsic property of neural networks: evidence from in vivo and in vitro experiments* // Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences. – 2014. – Vol. 369, No. 1637. – P. 20120460.
11. HARTCHER-O'BRIEN J., BRIGHOUSE C., LEVITAN C.A. *A single mechanism account of duration and rate processing via the pacemaker–accumulator and beat frequency models* // Current Opinion in Behavioral Sciences. – 2016. – Vol. 8. – P. 268–275.

12. PATON J.J., BUONOMANO D.V *The neural basis of timing: distributed mechanisms for diverse functions* // *Neuron*. – 2018. – Vol. 98, No. 4. – P. 687–705.
13. TACIKOWSKI P., KALENDER G., CILIBERTI D. et al. *Human hippocampal and entorhinal neurons encode the temporal structure of experience* // *Nature*. – 2024. – Vol. 635, No. 8037. – P. 160–167.
14. TREISMAN M. *Temporal discrimination and the indifference interval: Implications for a model of the "internal clock"* // *Psychological Monographs: General and Applied*. – 1963. – Vol. 77, No. 13. – P. 1.
15. TREISMAN M., FAULKNER A., NAISH P.L. et al. *The internal clock: Evidence for a temporal oscillator underlying time perception with some estimates of its characteristic frequency* // *Perception*. – 1990. – Vol. 19, No. 6. – P. 705–742.
16. XIE T., HUANG C., ZHANG Y. et al. *Influence of recent trial history on interval timing* // *Neuroscience Bulletin*. – 2023. – Vol. 39, No. 4. – P. 559–575.
17. XU M., ZHANG S.Y., DAN Y. et al. *M. Representation of interval timing by temporally scalable firing patterns in rat prefrontal cortex* // *Proc. of the National Academy of Sciences*. – 2014. – Vol. 111, No. 1. – P. 480–485.
18. ZHILYAKOVA L. *Modeling Neuron-Like Agents with a Network Internal Structure* // *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research VII. NEUROINFORMATICS 2023. Studies in Computational Intelligence*. – Cham: Springer Nature Switzerland, 2023. – Vol. 1120. – P. 300–307.
19. ZHILYAKOVA L. *Direct and Inverse Problems of Time Encoding by Neuron-Like Agents* // *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research VIII. N I 2024*. – Cham: Springer Nature Switzerland, 2024. – P. 353–361.
20. ZHOU S., BUONOMANO D.V. *Neural population clocks: Encoding time in dynamic patterns of neural activity* // *Behavioral Neuroscience*. – 2022. – Vol. 136, No. 5. – P. 374.
21. ZHOU S., MASMANIDIS S.C., BUONOMANO D.V. *Neural sequences as an optimal dynamical regime for the readout of time* // *Neuron*. – 2020. – Vol. 108, No. 4. – P. 651–658. e5.

MODEL OF ENCODING TIME INTERVALS BY ACTIVE AGENTS

Liudmila Zhilyakova, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Doctor of Science, Leading Researcher (zhilyakova@ipu.ru).

Nikolay Bazenkov, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, PhD., Senior Researcher (bazenkov@ipu.ru).

Abstract: Interval time coding, i.e. the ability to perceive and estimate duration in the range from seconds to minutes, is one of the key cognitive processes underlying the adaptive behavior of biological species. This ability allows individuals to extract temporal patterns from the environment, optimize resource extraction strategies, coordinate communication, and form forecasts about future events. The paper describes a model of an active agent with an internal structure represented by an ensemble capable of generating rhythmic activity in given time intervals. The ensemble consists of three nodes: a half-center oscillator (two nodes exciting each other in antiphase) and a trigger node with memory. The half-center oscillator excites a trigger that accumulates excitation in memory. When excitation reaches a threshold value, the trigger is activated and, thus, transmits a signal to the agent. The trigger activation frequency depends on its parameters: receptor weights, discount coefficient, threshold value. The proposed model of temporal coding by such agents demonstrates properties inherent in biological systems: compliance with Weber's law (direct dependence of the variation of the estimate on the duration of the signal), memory fading in the absence of a stimulus, a return to homeostatic parameters, and a shift in estimates to average values. Research in the field of biologically inspired interval coding not only deepens our understanding of time perception, evaluation, and prediction, but also stimulates the development of adaptive AI systems, robotics, and human-machine interfaces.

Keywords: rhythmic activity, time coding, half-center oscillator, internal clock model.

УДК 519.7

ББК 22.18

*Статья представлена к публикации
членом редакционной коллегии Ф.Т. Алескеровым.*

*Поступила в редакцию 27.06.2025.
Опубликована 30.09.2025.*