

Теория сенсорно-двигательного объектного распознавания с использованием кортикальных нейронных решёток.

Неокортекс – это часть коры головного мозга млекопитающих толщиной от 2 до 4 мм, отвечающая за сенсорное восприятие, изучение, двигательные команды, пространственное мышление, а у людей ещё и за речь. Неокортикальные области организованы в слои и колонки.

За последнее время было предложено много теорий, которые объясняли существование кортикальных слоев и колонок и их функций в неокортексе. Несмотря на достижения в технологиях, функция нейронов, организованных в колонки и слои остается неясной. Поэтому почти все искусственные нейронные сети, которые используются в глубоком обучении (deep learning) и импульсных нейронных сетях (spiking neural networks), не включают упомянутую организацию нейронов, которая может быть недостающим ключом к пониманию искусственного интеллекта.

В этой лекции мы опишем модель нейронной сети, предложенной в работе [1].

1 Модель

Для понимания модели рассмотрим следующий эксперимент.

Пример 1. *Обнаружение кофейной чашки в коробке.*

а) Представим, что мы пытаемся рукой определить предмет в коробке, которого не видим. Например, это кофейная чашка. Используя только один палец, скорее всего, мы не сможем определить предмет в одно касание. Однако, передвигая палец и прикасаясь ещё и ещё, мы сможем идентифицировать кофейную чашку. Помимо тактильных ощущений от пальца, мозг должен интегрировать знания о том, как палец двигался и где он находится относительно чашки. Однажды распознав чашку, каждое дополнительное прикосновение пальца генерирует предсказание, где он будет находиться на чашке и что он должен ощущать в новом местоположении.

б) Если мы будем использовать два пальца одновременно, мы сможем идентифицировать чашку всего в несколько касаний. Если использовать 5 пальцев, то возможно в одно касание распознать чашку.

В работе [1] предлагается модель нейронной сети, имеющая несколько кортикальных колонок, каждая из которых состоит из двух слоев нейронов. Модель изучает и распознает объекты с помощью сенсомоторной последовательности. В качестве сенсора мы рассматриваем, например, кусочек кожи или сетчатки глаза, который подаёт информацию на вход в некоторую часть неокортекса. В предлагаемой модели эта часть неокортекса будет соответствовать одной кортикальной колонке. Также предполагается, что каждая кортикальная колонка содержит полную схему, необходимую для изучения и распознавания объектов, используя прикосновение и движение. Между кортикальными колонками происходит обмен информацией, так, что движение не всегда требуется для распознавания. Однако в данный момент сфокусируемся на том, что происходит в каждой кортикальной колонке отдельно.

Нейроны решетки, нейроны места, нейроны направления головы, нейроны границы и нейроны скорости составляют основу навигационной системы мозга животного, которая обеспечивает ему пространственную ориентацию. В предлагаемой нейронной сети **локационный** слой, используя аналог нейронов решетки, кодирует позицию сенсора, например, кончика пальца, относительно объекта. Другой слой нейронной сети (**сенсорный**), получает сенсорный вход, а также получает вход из локационного слоя и использует его, чтобы закодировать сенсорный вход в специфическом локационном пространстве объекта. Сенсорный вход заставляет нейронную сеть отмечать изученные локации в соответствии со входными данными, а локационный вход заставляет сеть менять эти локации.

1.1 Свойства нейронов решетки.

Нейроны решетки были открыты Эдвардом Мозером и его студентами в 2005 году в [2]. Нейроны решетки – это нейроны, которые становятся активными, когда животное, двигаясь, пересекает множество маленьких областей (активных полей), которые имеют одинаковый размер и расположены в периодической воображаемой треугольной сетке, которая покрывает окружающую среду (Рис. 1А).

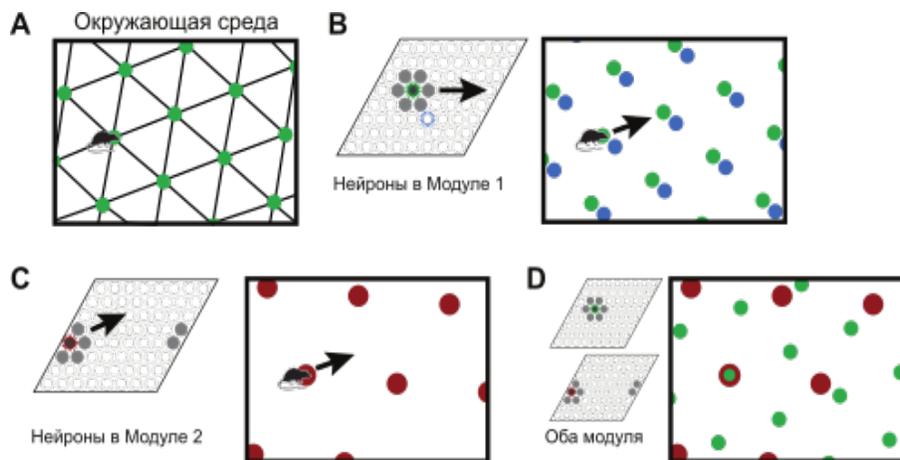


Рис. 1: Нейроны решетки, представляющие локации объекта в окружающей среде.

Длина стороны этих треугольников называется **масштабом** нейронов решетки. **Модулем** называется множество нейронов решетки, которые активны в одном масштабе и ориентации, но в различных активных полях так, что один или более нейронов решетки будут активны в любой локации окружающей среды (Рис. 1В). Если в модуле нейроны решетки разместить в соответствии с их активными полями, то этот модуль будет иметь форму ромба. Когда животное двигается, пересекая воображаемую решетку с активными полями, "всплеск" активности нейронов будет перемещаться внутри этого ромба (Рис. 1В,С). Двумерная позиция нейрона в ромбе называется **пространственной фазой** нейрона.

Активность одного модуля, которую можно описать с помощью фазы всплеска активности, обеспечивает информацию о локации животного, но эта информация неоднозначна, так как многие локации в окружающей среде могут приводить к этой же активности. Чтобы сформировать единственное представление требуется несколько модулей нейронов решетки с различными масштабами и ориентацией (Рис. 1D). Активные поля, отмеченные красным цветом, соответствуют одному модулю. Зеленым цветом отмечены активные поля другого модуля. Отметим, что это проекция модулей на пространство, а не сетчатое расположение нейронов решетки в кортексе.

Как уже было сказано, когда животное двигается, активные нейроны решетки в модуле меняются, чтобы отражать обновленную локацию животного. Эти изменения происходят даже, если животное находится в темноте. Эта функция нейронов решетки называется **интеграцией пути**, которая имеет полезное свойство: несмотря на путь движения, когда животное возвращается в ту же локацию, те же нейроны решетки будут активны. Интеграция пути не является точной, поэтому в изучении окружающей среды используются сенсорные ориентиры, которые компенсируют накопление ошибок интеграционных путей.

Последнее свойство нейронов решетки заключается в том, что даже при случайной начальной активности в модулях, при движении животного представление об окружающей среде очень вероятно будет единственным. При увеличении числа модулей пространство всевозможных локаций растет экспоненциально. Таким образом, мощность представления локаций окружающей среды большая.

1.2 Описание модели.

Нейронная модель состоит из двух слоев нейронов и четырех основных соединений (Рис. 2).

При каждом движении сенсора нейронная сеть проходит 4 шага, обрабатывая сначала моторный вход, а затем сенсорный. Переход от одного шага к другому определяется стрелками на Рис.2.

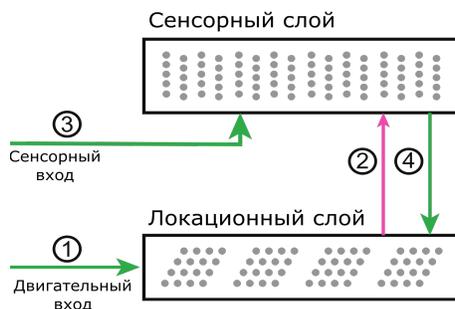


Рис. 2: Схема нейронной сети, состоящей из двух слоев и одной кортикальной колонки, где стрелками показаны основные соединения.

На первом шаге моторный вход возникает до сенсорного и обрабатывается в локационном слое, который состоит из модулей. Если в локационном слое уже имелось представление о локации сенсора, которое проявляется в активности модулей, то моторный вход используется, чтобы сдвинуть активность в каждом модуле, вычисляя новую сенсорную локацию.

На втором шаге эта обновленная активность нейронов решетки в каждом модуле передается на сенсорный слой, в котором возникает множество предсказаний.

На третьем шаге сенсорный слой получает сенсорный вход, который комбинируется с множеством предсказаний. Возникающая активность нейронов в сенсорном слое — это сильно разреженные коды. Каждый разреженный код представляет один сенсорный признак в специфической локации, который согласовывался до сих пор с входными данными.

На четвертом шаге активность сенсорного слоя передается на локационный слой. На основе сенсорных представлений, каждый модуль активирует объединение нейронов решетки, которые представляют локации сенсора.

После прохождения четырех шагов происходит новое движение и цикл повторяется.

1.3 Структура нейронной сети.

Опишем подробно структуру нейронной сети и прохождение четырех шагов, показанных на Рис. 2.

Локационный слой содержит множество модулей, каждый из которых содержит одно и тоже число нейронов решетки. Активные нейроны модуля i в момент времени t обозначим с помощью бинарного массива $A_t^{loc,i}$, а активные нейроны всех модулей в локационном слое с помощью A_t^{loc} .

В процессе работы нейронной сети активность локационного слоя обновляется в ответ на движения, а также в ответ на вход из сенсорного слоя. Множество активных клеток этих двух состояний обозначим A_t^{loc} и $A_{t,sense}^{loc}$ соответственно.

Сенсорный слой состоит из мини-колонок, причем все нейроны в одной мини-колонке отвечают за одно и тоже рецептивное поле. Рецептивное поле сенсорного нейрона — это участок с рецепторами, которые при воздействии на них определенного стимула приводят к возбуждению этого нейрона. Если множество сенсорных рецепторов образуют синапсы (место контакта между двумя нейронами) с единственным нейроном, они совместно формируют рецептивное поле этого нейрона. Например, в качестве рецептивных полей слуховой системы могут рассматриваться части слухового пространства или диапазоны слуховых частот. Рецептивные поля зрительной системы можно считать частями зрительного пространства. В качестве рецептивного поля одного фоторецепторного нейрона можно рассматривать конус, охватывающий все возможные направления, с которых этот нейрон способен воспринимать свет. Его вершина находится в центре хрусталика, а основание — в бесконечности зрительного пространства.

Активные клетки j -ой мини-колонки в сенсорном слое обозначим бинарным массивом $A_t^{in,j}$. Активные клетки во всех мини-колонках в сенсорном слое обозначим A_t^{in} .

Шаг 1: используем движение, чтобы обновить локационный слой.

В каждом модуле активные нейроны являются частью Гауссова всплеска нейронной активности с центром в некоторой позиции или фазе. Фазу i -го модуля обозначим $\vec{\phi}_t^i$. Каждый нейрон в модуле центрирован по отношению к фазе $\vec{\phi}_t^i$ и его активность в момент времени t пропорциональна его близости к $\vec{\phi}_t^i$. После каждой моторной команды фазы в модулях сдвигаются согласно масштабу и ориентации. Пусть s_i – масштаб и θ_i – ориентация i -го модуля, тогда матрица трансформации M_i будет иметь вид:

$$M_i = \begin{bmatrix} s_i \cos \theta_i & s_i \cos(\theta_i + 60^\circ) \\ s_i \sin \theta_i & s_i \sin(\theta_i + 60^\circ) \end{bmatrix}^{-1}.$$

Эта матрица трансформирует вектор движения в 60° базис, располагая активные поля нейронов решетки в треугольную сетку, то есть вектор движения масштабируется и поворачивается, согласно треугольной сетке. Пусть \vec{d}_t – двумерный вектор движения. Тогда для каждого модуля всплеск активности сдвигается по следующей формуле:

$$\vec{\phi}_{t,move}^i = (\vec{\phi}_{t-1,sense}^i + M_i \vec{d}_t) \mod 1, \quad (1)$$

где операция взятия по модулю ограничивает каждый всплеск активности в области $[0, 1) \times [0, 1)$. Например, на Рис. 1В фаза $[0.1, 0.1]$ соответствует нижнему левому углу модуля, а фаза $[0.9, 0.9]$ соответствует верхнему правому углу модуля. Индексы *move* и *sense* обозначают фазу центра всплеска активности после моторного входа в локационный слой и после входа из сенсорного слоя на предыдущем шаге соответственно.

Также потребуем, чтобы модули могли иметь несколько всплесков активности. Каждый всплеск активности соответствует одной возможной локации. Это свойство будет называть объединение локаций. Обозначим Φ_t^i – множество фаз всплесков активности модуля i . Применяем выражение (1) к каждой фазе из Φ_t^i . Это действие обозначим

$$\Phi_{t,move}^i = \{(\vec{\phi} + M_i \vec{d}_t) \mod 1 \mid \vec{\phi} \in \Phi_{t-1,sense}^i\}, \quad (2)$$

где $\Phi_{t-1,sense}^i$ – определяется ниже на шаге 4 и означает множество фаз всплесков активности в предыдущий момент времени в ответ на вход из сенсорного слоя.

После этого локационный слой выводит двоичный вектор $A_{t,move}^{loc}$, состоящий из активных нейронов во всех модулях в локационном слое после движения. Нейрон считается активным, если его внутренняя активация выше некоторого порога. Внутренняя активация нейрона равна Гауссиану расстояния между этим нейроном и фазой всплеска активности (1). Более подробно можно посмотреть в работе [1].

Шаг 2: используем обновленную локацию для формирования сенсорных предсказаний.

На втором шаге мы вычисляем какие сенсорные признаки предсказаны локационным слоем. Эти предсказания определяются активностью дендрических сегментов нейронов в сенсорном слое. Каждый нейрон в мини-колонке сенсорного слоя имеет дендрические сегменты (разветвленные отростки), на которые происходит передача сигнала от дендрических сегментов нейронов локационного слоя (Рис.2 стрелка 2). Те дендрические сегменты, на которые передается сигнал, становятся активными. Активизация дендрического сегмента не приводит к активизации нейрона. Только когда происходит сенсорный вход, те нейроны в мини-колонках, которые имели активные дендрические сегменты выше некоторого порога, становятся активными, остальные нейроны в мини-колонках подавляются.

Пусть $\pi_t^{in,j,n}$ – n -ый нейрон в j -ой мини-колонке, который содержит не меньше одного активного дендрического сегмента выше некоторого порога, а именно:

$$\pi_t^{in,j,n} = \begin{cases} 1, & \text{существует дендрический сегмент } d, \text{ для которого } D_{n,d}^{in,j} \cdot A_{t,move}^{loc} \geq \theta^{in} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases},$$

где θ^{in} – порог, $D_{n,d}^{in,j}$ – количество связей d -го дендрического сегмента нейрона n в j -ой мини-колонке сенсорного слоя с активными нейронами локационного слоя.

Шаг 3: вычислим активность сенсорного слоя.

На этом шаге сенсорный слой использует сенсорные признаки, чтобы подтвердить правильные предсказания и пренебречь неправильными. Если нет правильных предсказаний, то сенсорный слой активирует всевозможные представления "признак-локация".

Каждый сенсорный признак представлен разреженным множеством мини-колонок W_t^{in} . Если нейрон из мини-колонки j множества W_t^{in} был предсказан локационным слоем, то есть имел активный дендрический сегмент,

то он становится активным. Если в мини-колонке j множества W_t^{in} не было предсказанных нейронов, то все нейроны в этой мини-колонке становятся активными. Такой выбор активных нейронов можно выразить следующей формулой:

$$A_t^{in,j,n} = \begin{cases} 1, & j \in W_t^{in} \text{ и } \pi_t^{in,j,n} > 0, \\ 1, & j \in W_t^{in} \text{ и } \sum_k \pi_t^{in,j,k} = 0, \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (3)$$

Заметим, если локационный слой предсказал сенсорные признаки, которые не были представлены в W_t^{in} , тогда эти мини-колонки не будут активными после этого шага и множество возможных объектов уменьшится.

Шаг 4: обновление локационного слоя на основе сенсорных сигналов.

На четвертом шаге активность сенсорного слоя воздействует на активность локационного слоя. С помощью множества активный нейронов в сенсорном слое A_t^{in} определим нейроны в локационном слое, которые содержат хотя бы один активный дендрический сегмент по формуле:

$$\pi_t^{loc,n} = \begin{cases} 1, & \text{существует дендрический сегмент } d, \text{ для которого } D_{n,d}^{loc} \cdot A_t^{in} \geq \theta^{loc}, \\ 0, & \text{иначе} \end{cases},$$

где θ^{loc} – порог, $D_{n,d}^{loc}$ – количество связей d -го дендрического сегмента нейрона n в локационном слое с активными нейронами сенсорного слоя.

Множество фаз всплесков активности в модулях заменяется на новое множество с помощью входа из сенсорного слоя. Для каждого нейрона в локационном слое, который имеет активный дендрический сегмент, модуль i активирует всплеск с центром в этом нейроне, то есть

$$\Phi_{t,sense}^i = \begin{cases} \{\vec{\phi}_n^i\}, & \text{существует нейрон } n, \text{ для которого } \pi_t^{loc,n} > 0, \\ \Phi_{t,move}^i, & \text{иначе} \end{cases},$$

где $\Phi_{t,move}^i$ определяется формулой (2). Это новое множество всплесков обычно похоже на предыдущее множество. Заметим, что этот шаг происходит только в процессе работы нейронной сети. В процессе обучения локационный слой не обновляется в ответ на сенсорный вход. Мы просто присваиваем

$$\Phi_{t,sense}^i = \Phi_{t,move}^i.$$

Обучение.

Процесс обучения включает ассоциацию локаций с сенсорными признаками и наоборот. Эти ассоциации формируются на дендрических сегментах нейронов из разных слоёв. В начале тренировки каждый модуль в локационном слое активирует всплеск активности случайным образом. Это действие устанавливает случайное локационное пространство, которое является описывающим для изучаемого объекта. Далее в течении тренировки, сеть получает моторные и сенсорные входы, вычисляя $\Phi_{t,move}^i$ по формуле (2), сдвигая каждый всплеск активности в модулях при каждом движении.

Каждый сенсорный вход представлен множеством мини-колонок W_t^{in} . Следуя (3), если сенсорный признак объекта не был ещё изучен, то есть не было предсказаний в сенсорном слое, тогда все нейроны в мини-колонке множества W_t^{in} становится активным. В этом случае в каждой активной мини-колонке случайным образом выбирается нейрон для обучения, то есть представлять этот сенсорный признак в этой локации. Если этот признак объекта был изучен, то в сенсорном слое будут предсказания и нейроны, имеющие активные дендрические сегменты выбираются для обучения. временного шага t .

Следующий рисунок показывает пример прохождения нейронной сетью через 4 описанных шага 3 раза. Сенсор движается по уже изученным объектам. Признаки f_1, f_2, f_3 описывают сенсорный вход, состоящий из прикосновения к объектам в указанных локациях. Моторные команды a, b, c описывают моторный вход, когда сенсор делает движение.

Активные клетки имеют разный цвет, чтобы показать отношение к соответствующему объекту. После каждого из трёх движений, состоящих из четырёх шагов, делается снимок нейронной сети.

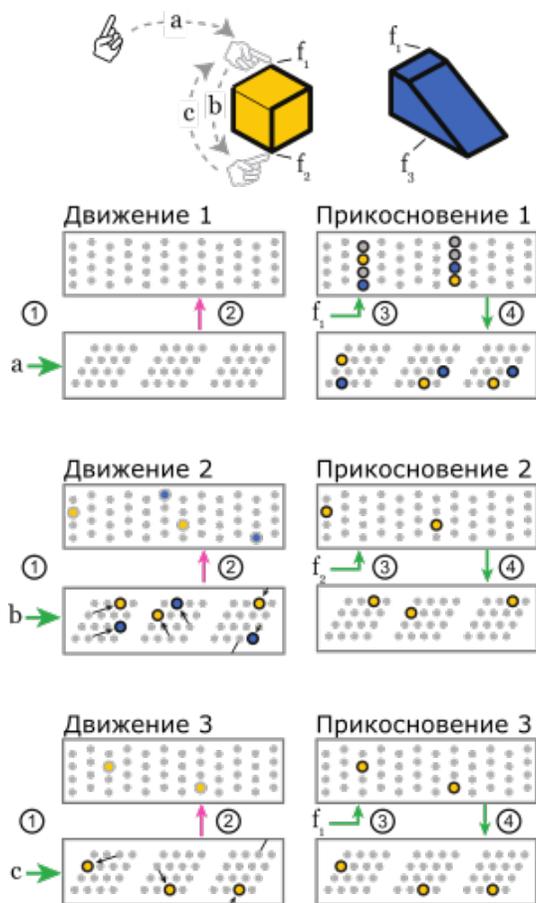


Рис. 3: Схема работы нейронной сети на изученных объектах.

снова к исходной точке, например, нейронная сеть будет предсказывать признак f_1 , соответствующий только представлению локации на кубе.

2 Результаты.

Начнём с демонстрации нейронной активности в модуле для задачи распознавания. Покажем, как она меняется, когда сеть изучает больше объектов. На рисунке 4 показана активность нейронов решетки в трех модулях локационного слоя, когда сеть прощупывает 3 различных объекта. Нейронная сеть натренирована на 50 объектах, каждый с 10 признаками, выбранными из 40 возможных. Каждый модуль состоит из 100 нейронов решетки. Чёрные линии показывают, что нейроны активны в течении прикосновений. После первого прикосновения локационный код неоднозначен для всех трёх объектов. В зависимости от того, насколько общие признаки прощупываются, активность в модуле уменьшается с разной скоростью для разных объектов. Прикосновение, выделенное красным, показывает первый шаг, в котором объект определен однозначно. С этого момента активность в модуле сдвигается с каждым движением, но остаётся постоянной для объекта, который прощупывается.

1-е движение: сеть получает команду движения "a" и ничего не происходит, так как сеть не имеет локационного представления.

1-е прикосновение: сенсор чувствует признак f_1 , который обеспечивает вход в каждый нейрон разреженного множества мини-колонок. Так как нет нейронов, которые были предсказаны из локационного слоя, то все нейроны в этой мини-колонке становятся активными. Так как этот признак был изучен на двух объектах, то множество активных нейронов содержат два представления "признак-локация", которые отмечены жёлтым и синим цветами. Эти представления предсказывают два возможных локационных представления, которые будут при следующем касании.

2-е движение: моторный вход b становится причиной того, что каждый модуль интегрирует путь, сдвигая всплеск активности согласно масштабу и ориентации модуля. Новые активные нейроны в локационном слое воздействуют на нейроны в сенсорном слое, в котором возникают предсказания возможных сенсорных признаков f_2 и f_3 .

2-е прикосновение: сенсор чувствует признак f_2 и только те нейроны в мини-колонках, которые предсказывали этот признак, становятся активными. Это множество активных нейронов предсказывает единственное представление, которое становится активным в локационном слое. С этого момента, нейронная сеть идентифицировала куб.

3-движение и 3-е прикосновение: последовательность движений сохраняет однозначное представление так долго, пока сенсорные признаки будут совпадать с предсказаниями "признак-локация". При движении

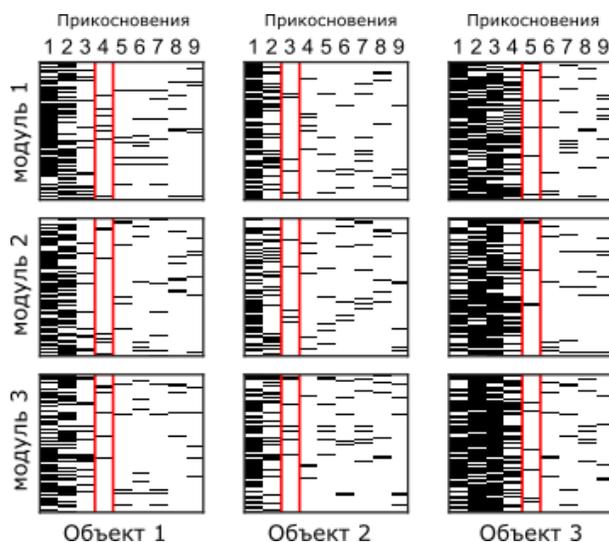


Рис. 4: Нейронная активность в модулях при распознавании трёх различных объектов.

На рисунке 5(А) мы объединили клеточную активность в локационном слое всех модулей для всех объектов, изображённую на предыдущем рисунке, чтобы показать среднюю плотность активных нейронов при каждом касании. Когда сеть изучает больше объектов, начальная плотность активных нейронов и время сходимости увеличиваются, так как сеть для каждого сенсорного входа припоминает больше представлений "признак-локация".

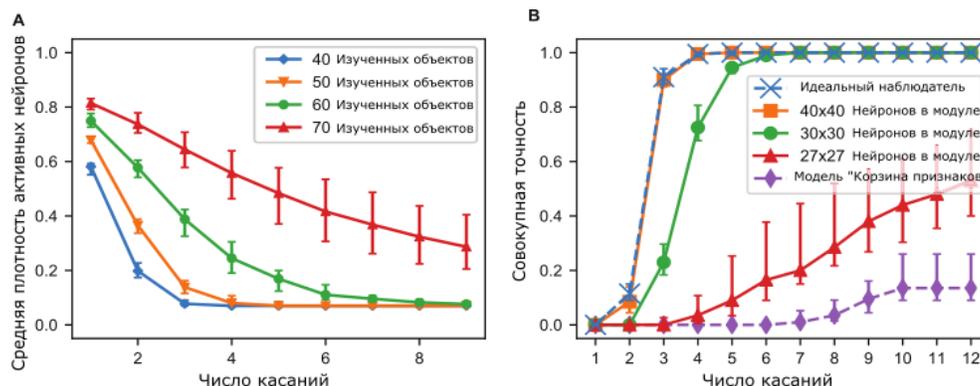


Рис. 5: (А) Средняя плотность активных нейронов, зависящая от числа касаний и количества изученных объектов. (В) Сравнение производительности нейронных сетей с идеальным наблюдателем и с моделью "корзина признаков", которая идентифицирует объекты только по сенсорным признакам и игнорирует локации.

На рисунке 5(В) мы сравниваем нейронные сети с различным количеством клеток в модуле и идеальный детектор. Идеальный детектор накапливает сенсорные признаки и их относительные локации в течении тренировки, а затем сравнивает получаемую сенсомоторную последовательность с теми сохраненными объектами в течении вывода. Мы также включили модель "корзина признаков", которая игнорирует локации и дает корректную классификацию, если может однозначно определить объект, основанный только на сенсорных признаках. При увеличении числа нейронов в модуле, производительность сети приближается к идеальному детектору. Для нейронной сети с 40 нейронами в каждом модуле производительность совпадает с идеальным детектором. Модель "корзина признаков" часто не может однозначно идентифицировать объект, так как объекты могут иметь разное расположение одних и тех же признаков.

Рассмотрим мощность нейронной сети, то есть максимальное число объектов, которые нейронная сеть может хранить и одновременно распознавать не меньше 90% объектов. На рисунке 6 изображена зависимость мощности нейронной сети от количества модулей в локационном слое, от количества нейронов в каждом модуле и от количества уникальных признаков, которые характерны для небольшого числа объектов.

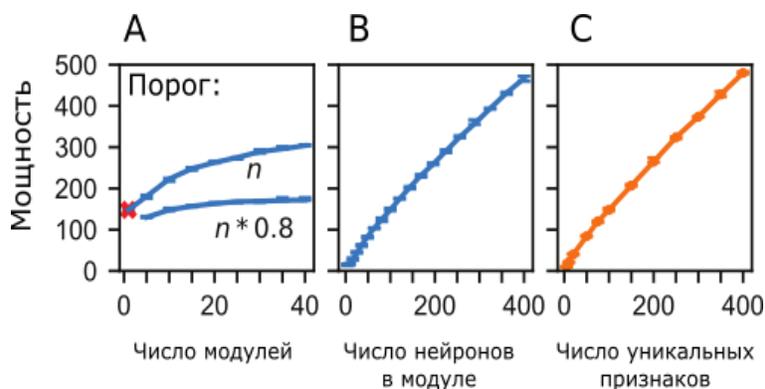


Рис. 6: (А) Две линии показывают зависимость мощности сети от числа модулей для разных дендрических порогов. Порог θ^{in} принимает значение n и $0,8n$, где n – число модулей. (В) Зависимость мощности от количества нейронов в каждом модуле. (С) Зависимость мощности от числа уникальных признаков.

На рисунке 6 (А) видно, что влияние количества модулей в локационном слое на мощность нейронной сети снижается при уменьшения дендрического порога. Даже с одним модулем нейронная сеть может распознать локационное представление. Однако, это представление не будет уникальным для объекта и не квалифицируется, как распознавание объекта. На рисунке это обозначено x красным цветом. Добавление модулей гарантирует уникальные локации и защищает модель от ложных положительных ответов, когда слишком большой процент нейронов становятся активными. Если установить порог 100% активных нейронов, тогда нейронная сеть может увеличивать мощность до бесконечности с помощью добавления модулей. Чтобы избежать зависимости от каждого активного нейрона мы определяем порог 80% от активных нейронов.

На рисунке 6 (В) видно, мощность нейронной сети увеличивается линейно с увеличением числа нейронов в каждом модуле.

Мощность сети также увеличивается линейно с увеличением числа уникальных признаков (Рис. 6(С)). Это происходит из-за уменьшения числа появлений каждого признака в представлениях "признак-локация".

На следующем графике изображен процент объектов, которые были распознаны после многократного прохождения каждой точки на объекте. Горизонтальная ось имеет два набора меток. Нижний набор меток – это число изученных объектов, заданных 10 локациями и 100 уникальными признаками. Верхний набор меток показывает наименьшее количество представлений "признак-локация", которые были необходимы для распознавания объекта. При этом менялись два параметра: число модулей и количество нейронов в модуле.

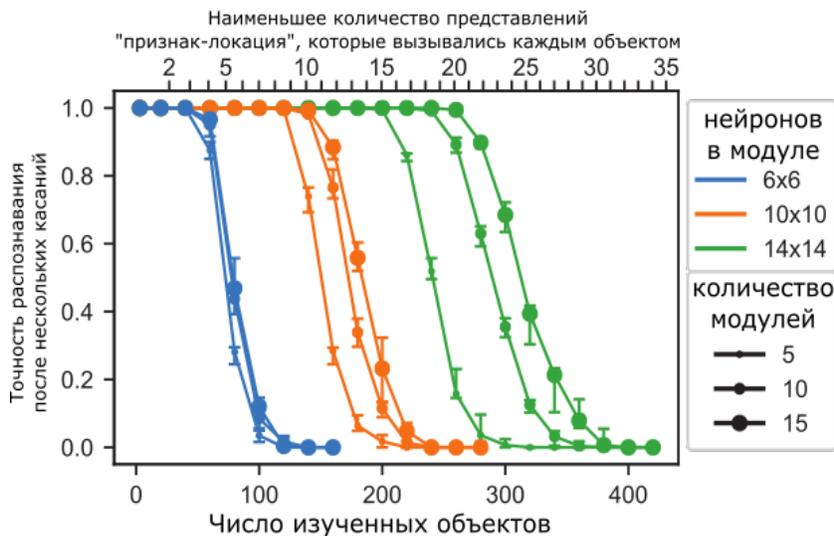


Рис. 7: Точность распознавания объектов при изменении параметров модели.

При добавлении нейронов "точка перелома", когда сеть перестаёт распознавать объекты, сдвигается.

3 Биологические аналогии.

У человека, как и у млекопитающего, неокортекс состоит из 6 слоев нейронов, отличающихся по типу и характеру связей. Толщина слоёв в различных слоях неокортекса различается. Кроме того, существуют разные мнения относительно общего числа таких слоев. Например, некоторые ученые отмечали, что они не могли разделить слои 2 и 3, поэтому часто их объединяют вместе и называют слоем 2/3. А слой 1 почти не содержит нейронов.

Мы описали двухслойную модель нейронной сети для сенсомоторного входа из работы [1] и теперь рассмотрим, как она соотносится с известной кортикальной анатомией и физиологией. Нейроны в слое 4 (L4) получают вход из таламуса, который отвечает за передачу сенсорной и двигательной информации от органов чувств (кроме информации от органов обоняния) [5]. Доказано [6], что в слое L4 нейроны организованы в мини-колонки, которые имеют одни и те же рецептивные поля. Взаимодействие между L4 и слоем 6а (L6а) похоже на взаимодействие между слоями нашей нейронной сети. В [7] показано, что около 45% синапсов возникают с нейронами из слоя L6а. Нейроны в слое L4 также формируют значительное число синапсов с нейронами в L6а. Локационный слой в нашей модели получает моторный вход. В [8] показано, что существуют прямые и непрямые пути, которые могут служить моторными сигналами для слоя L6.

Эти биологические детали близки к описанной модели нейронной сети, где локационный слой имеет влияние на сенсорный слой, который в свою очередь формирует представления в локационном слое.

4 Обсуждение.

4.1 Поддержка объединения всплесков активности.

В предложенной модели нейроны решётки в модулях локационного слоя обладают свойством, которое не является типичным для нейронов решётки в неокортексе: поддержка объединения всплесков активности. То есть модули нейронов решетки могут активировать, сохранять и сдвигать несколько всплесков активности одновременно. Несколько всплесков активности были рассмотрены в работе [9], однако, они имели одинаковую пространственную фазу.

В [10] была предложена модель нейронной сети непрерывного аттрактора, объясняющая динамику нейронов решетки. Модель нейронной сети непрерывного аттрактора имеет непрерывное многообразие устойчивых состояний. Если сеть активирует представление, которое не входит в этом многообразии устойчивых представлений, активность будет сдвигаться к ближайшему устойчивому состоянию. Обычно, в таких моделях нейронной сети объединение не является устойчивым состоянием и сеть сжимает объединение всплесков активности в один всплеск. Может ли модель нейронной сети непрерывного аттрактора иметь устойчивое объединение всплесков активности остается открытой задачей.

4.2 Эгоцентрическая или аллоцентрическая система координат?

Сенсоры, такие как глаза или кожа, определяют признаки и локации в эгоцентрической системе координат, то есть относительно человека или животного. Однако, в эгоцентрической системе координат изучать признаки объекта в каждой смещённой локации и вращающейся ориентации не эффективно. Поэтому необходимо преобразовать эгоцентрическую систему координат в аллоцентрическую, когда признаки и локации изучаются по отношению к внешним объектам. Переход от эгоцентрической системы координат к аллоцентрической, как описано в [11], является сложным.

В предложенной модели нейронной сети модули нейронов решетки представляют локации в аллоцентрической системе координат. Однако, в этой системе координат требуются знания об ориентации сенсора. Пока нейронная сеть может распознать объект, если он находится в изученной ориентации относительно сенсора. В

дальнейшем, исследователи планируют включить аналог нейронов направление головы, с помощью которых нейросеть сможет изучать модели независимо от ориентации сенсора.

4.3 Распознавание 3D объектов.

В работе описана модель нейронной сети, которая использует нейроны решётки двумерных модулей для распознавания двумерных объектов. Дальнейшая цель исследования – это построение модели нейронной сети, которая способна распознать трёхмерные объекты в трёхмерной ориентации. То, как энторинальная кора представляет трехмерное пространство, является активной областью исследований. [12].

Литература

- [1] M. Lewis, S. Purdy, S. Ahmad and J. Hawkins "Locations in the Neocortex: A Theory of Sensorimotor Object Recognition Using Cortical Grid Cells", *Frontiers in Neural Circuits*, V.13, Article 22, 2019.
- [2] T. Hafting, M. Fyhn, S. Molden, M.-B. Moser, E.I. and Moser "Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex", *Nature* 436, 801–806, 2005.
- [3] S. Dasgupta, Ch. F. Stevens, S. Navlakha "A neural algorithm for a fundamental computing problem", *Science*, V. 358, Issue 636, 2017.
- [4] J. Hawkins, S. Ahmad "Why Neurons Have Thousands of Synapses, a Theory of Sequence Memory in Neocortex", *Frontiers in Neural Circuits*, 2016.
- [5] C.D. Gilbert, T.N. Wiesel "Functional organization of the visual cortex", *Prog. Brain Res.* 58, 209–218, 1983.
- [6] V.B. Mountcastle "Modality and topographic properties of single neurons of cat's somatic sensory cortex", *J. Neurophysiol.* 20, 408–434, 1957.
- [7] T. Binzegger, R.J. Douglas and K.A.C. Martin "A quantitative map of the circuit of cat primary visual cortex", *J. Neurosci.* 24, 8441–8453, 2004.
- [8] A.M. Thomson "Neocortical layer 6, a review", *Front. Neuroanat.*, 4–13, 2010.
- [9] Y. Gu, S. Lewallen, A.A. Kinkhabwala, C. Domnisoru, K. Yoon, J.L. Gauthier et al. "A map-like micro-organization of grid cells in the medial entorhinal cortex", *Cell* 175, 736–750, 2018.
- [10] Y. Burak and I.R. Fiete "Accurate path integration in continuous attractor network models of grid cells", *Plos Comput. Biol.*, V. 5, N. 2, 2009.
- [11] D. Marr, H.K. Nishihara, H. K. "Representation and recognition of the spatial organization of three-dimensional shapes", *Proc. R. Soc. B Biol. Sci.* 200, 269–294, 1978.
- [12] K.J. Jeffery, J. J. Wilson, G. Casali and R. M. Hayman "Neural encoding of large-scale three-dimensional space – properties and constraints", *Front. Psychol.*, 6:927, 2015.