

Модель зрительной коры головного мозга для распознавания и классификации образов

Аннотация. В работе предлагается нейросетевая модель вентрального пути головного мозга для распознавания и классификации трехмерных объектов. Модель представлена в виде иерархии модулей, соответствующих зонам V1-V4 и височной доли коры (ИТ). Архитектура модели представляет собой самоорганизующуюся карту (SOM) функциональных модулей, реализованных с помощью радиальных базисных функций (РБФ). Мы покажем, что система распознавания образов, основанная на данной архитектуре, способна идентифицировать и классифицировать трехмерные объекты нейрофизиологически правдоподобным образом.

Ключевые слова: распознавание образов, нейросетевые модели, самоорганизующиеся карты.

Введение

В настоящее время исследования по искусственному интеллекту все более активно взаимодействуют с исследованиями в области когнитивных наук, создавая биоморфные модели искусственного интеллекта. В этой научной области происходит усиление взаимодействия между программно-прагматическим и нейробионическим подходами (по терминологии Д.А. Поспелова [1]). В частности, в Лаборатории искусственного интеллекта в Массачусетском технологическоуниверситете и ряде других университетов США и Японии ведутся работы по моделированию распознавания образов нейрофизиологически правдоподобным образом. Их целью, в конечном счете, является моделирование человеческого сознания и применение этих моделей в поведенческой робототехнике. В России в рамках Российской Ассоциации искусственного интеллекта также ведутся исследования в данном направлении, наиболее значительными из которых являются работы школ Г.С.Осипова [2, 3] по моделированию создания и В.К.Финна [4] в области автоматического порождения гипотез, которые в настоящее время пересекаются с методологией когнитивного моделирования.

В основе предлагаемой модели лежит архитектура визуальной зрительной коры головного мозга. У приматов зрительная информация передается по двум основным параллельным зрительным путям: дорсальному и вентральному [5, 6]. Общеизвестным является тот факт, что вентральный путь отвечает за обработку и распознавание изображений, тогда как дорсальный – за локализацию объектов. Вентральный путь представлен в виде последовательности зон, ответственных за обработку визуальной информации: V1, V2, V4 и височной доли коры (ИТ). Эти зоны организованы ретинопическим образом, однако, с разной разрешающей способностью [7]. Вентральный путь начинается в зоне V1, называемой так же первичной зрительной корой. Нейроны в этой зоне чувствительны к нескольким признакам, наиболее значительным из которых является ориентация [8]. Первичная зрительная зона V1 посылает сигналы во множество высших зрительных зон, таких как V2, V3 V4 и ИТ (кора вдоль верхней височной борозды). Ретинопическая организация является превалирующей в первичной и экстрастриальной зрительной коре (зоны V1 - V4), где рецептивные поля (РП) небольшие, однако ослабевает в высших зрительных зонах. В то время как РП зоны V1 преимущественно

простые, РП зон высших областей, таких как V4, более сложные: их активация вызывается более сложными элементами или комбинацией простых элементов, что свидетельствует о специализации нейронной обработки сигналов в соответствии с разными качественными компонентами зрения [9]. Отклик нейронов в высших зрительных зонах, таких как IT, демонстрирует высокий уровень интеграции и чувствительность к сложным формам объектов. Клетки этих зон, предположительно, комбинируют сигналы, поступающие из более ранних зрительных зон. Зона IT (верхняя височная борозда) играет важную роль в распознавании образов и отвечает за распознавание сложных объектов. Зона IT головного мозга макаки-резуса способна распознавать образы сложных объектов, таких как лица или части тела, даже при значительных изменениях в размере на несколько порядков или повороте на некоторый угол (до 30 градусов). От зоны V1 к зоне V4 клетки реагируют на все более сложные объекты, кроме того, увеличивается их инвариантность к изменениям стимула (Рис. 1).

Для разных клеток предпочитаемые стимулы (стимулы, на которые они реагируют) различны. Различия могут быть в размере, ориентации или расположении рецептивного поля. Клетки V1 одного типа могут ассоциироваться с нейронами сложных клеток V1, V2 или V4. Возбуждение клеток V4, в свою очередь, передается в слой IT. Рецептивные поля этого слоя могут варьироваться в размере, однако профили большинства нейронов схожи: они представимы двумерной функцией Гаусса [10]. Чувствительность большинства нейронов имеет один пик и плавно снижается по направлению к периферии (с вращением стимула).

Необходимо отметить два важных свойства функциональной организации зоны IT: колонковую организацию нейронов и паттерн горизонтальной активации нейронов данной визуальной области. Зона IT состоит из колонок нейронов; нейроны внутри одной колонки чувствительны к представлению схожих, но несколько различающихся стимулов [11]. Колонки клеток, реагирующих на схожие стимулы, организуются в горизонтальные кластеры на небольшом участке коры. Колонки нейронов внутри кластера реагируют на схожие стимулы, однако оптимальные стимулы для них различны.

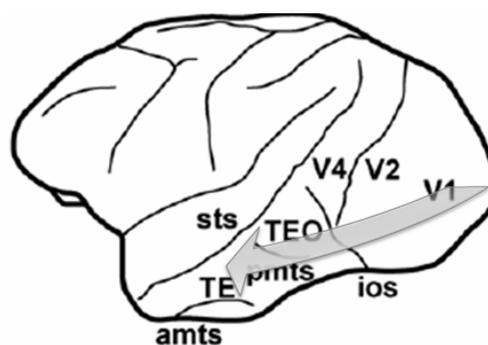


Рис. 1. Последовательность зон, ответственных за обработку визуальной информации: V1, V2, V4 и височной доли коры (IT, которая состоит из TEO и TE)

Еще одно важное свойство нейронов этой зоны – частичное перекрывание кластеров, реагирующих на схожие, но несколько отличающиеся объекты. Наиболее отчетливо данный феномен наблюдается при демонстрации лиц, представленных с разных точек зрения [12]. Некоторые из «лицеспецифичных» нейронов демонстрируют максимальный отклик при демонстрации лица в профиль, тогда как другие – в анфас. Результаты измерений откликов нейронов данной области при демонстрации вращающегося лица манекена показали плавное смещение зоны активации при вращении стимула. Граница зон, реагирующих на один стимул, была нечеткой: наблюдалось отчетливое пересечение областей активации для схожих видов стимула.

Ряд работ посвящен изучению паттерна активации нейронов зоны IT у макаки-резуса [13-15]. В ходе экспериментов животных учили различать трехмерные объекты, сгенерированные с помощью компьютера. Микроэлектронные записи активности коры показали наличие нейронов, чувствительных к отдельным изученным объектам. Отклики данных нейронов могут быть представлены в виде функции, зависящей от угла вращения объекта. Некоторое количество нейронов оказалось чувствительным к представлению одного и того же стимула. Для большинства стимулов паттерны активации оказались схожими и представимыми в виде двумерной гауссовой функции, зависящей от угла вращения объекта, с пиком активации в предпочитаемом угле поворота объекта.

Свойства визуальной зоны IT, продемонстрированные в вышеприведенных работах, можно промоделировать с помощью искусственной

нейронной сети, основанной на радиальных базисных функциях, представленной в работе Поггио и Эдельмана [16]. Эта сеть предназначена для решения задачи аппроксимации в многомерном пространстве. Распознавание объекта является эквивалентом нахождения такой гиперповерхности в данном пространстве, которая обеспечила бы максимальное приближение к тренировочному множеству данных, являющемуся набором некоторых признаков объекта. Авторы представили сеть, способную распознавать трехмерные вращающиеся объекты с любой точки зрения.

Схожая сеть была представлена в работе Логтезиса и др. [13]. Распознавание объектов производилось с помощью обобщенной радиально-базисной сети (generalized radial-basis network, GRBFN). Результаты сравнивались с экспериментальными данными микроэлектронных исследований макаков-резусов, распознававших схожие объекты. Авторы показали, что построенная сеть распознает объекты нейрофизиологически правдоподобным образом.

Данное направление исследований было продолжено в Лаборатории искусственного интеллекта в Массачусетском технологическом университете (MIT). В работах [17-19] приводятся описания моделей и алгоритмов, использованных авторами при создании так называемой стандартной модели распознавания образов, основанной на иерархической структуре фильтров. Данная структура состоит из слоев простых и сложных клеток, аналогичных слоям визуальных областей V1-PFC коры головного мозга млекопитающих. Авторы показали биологическую правдоподобность данной иерархической архитектуры и инвариантность к изменению расположения и размера распознаваемых объектов.

Целью нашего исследования является построение нейрофизиологически правдоподобной модели визуальной коры головного мозга. Рассматриваемый в данной работе четырехступенчатый алгоритм на основе радиально-базисной сети предназначен для решения задачи распознавания образов сложных трехмерных объектов. Данная работа является развитием исследования [20] и организована следующим образом: сначала будет рассмотрена архитектура основного модуля сети (зоны IT) и алгоритм, затем приведены результаты симуляций. Далее, мы приведем расширенную версию модели (зо-

ны V1-V4 и IT) и рассмотрим результаты экспериментов с данной моделью в контексте последних нейрофизиологических исследований с животными и людьми.

1. Архитектура модели

Архитектура модели - основа на понятии самоорганизующейся карты (SOM) Кохонена [21], которая представляет собой алгоритм обучения без учителя для создания сохраняющих топологию отображений многомерных векторных данных в маломерные пространства карты. Однако обычные SOM и большинство их расширений могут работать только с векторизованными данными. Эта проблема была решена в работе [22], где авторы представили обобщенную структуру SOM, называемой модульной SOM (mnSOM). Модульная SOM имеет структуру массива, состоящего из функциональных модулей, которые представляют собой обучаемые нейронные сети, например, многослойные персептроны (MLP), а не вектора, как в обычных SOM. В случае MLP-модулей, модульная SOM выделяет группы особенностей или функций в зависимостях входных и выходных значений, одновременно строя карту их сходства. Таким образом, модульная SOM с MLP модулями представляет собой SOM в функциональном, а не в векторном пространстве.

В данной работе мы используем схожий подход, однако для целей нашего исследования мы будем использовать функциональные модули, состоящие из РБФ-сетей. По сравнению с архитектурой, описанной в работе [22], такая сеть имеет ряд преимуществ: отсутствие локальных минимумов, возможность хранения информации в нейронах скрытого слоя и биологическое правдоподобие [14]. При этом сохраняется основное свойство SOM функциональных модулей строить карту сходства.

2. Описание алгоритма

Алгоритм SOM состоит из четырех процессов: оценочного, соревновательного, кооперативного и адаптивного. Этот алгоритм является непосредственным расширением алгоритма SOM Кохонена. Зона IT представлена в данной работе в виде SOM из функциональных РБФ – модулей размеров 10 на 10, организованных в

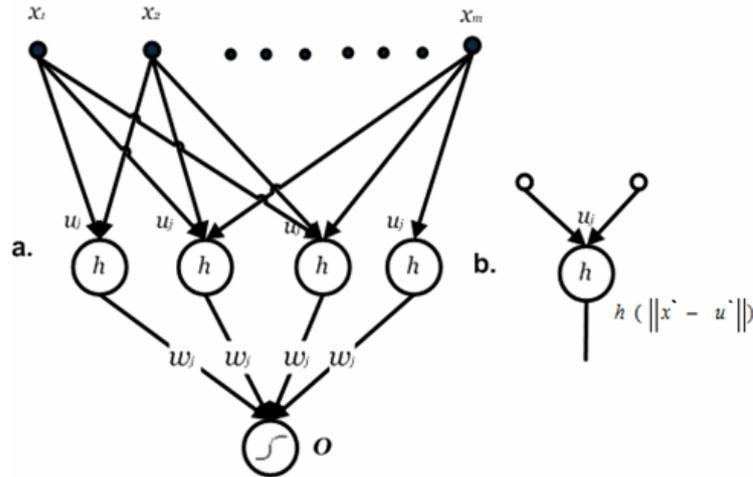


Рис. 2. Структура функционального модуля РБФ-сети

а – элементы входного вектора, $x_{i,0}$ – выход каждого модуля, u_j – центры, σ – дисперсия, w_j – веса, n – количество нейронов скрытого слоя (j определяет j -тый нейрон); б – компоненты входного вектора x сравниваются в центре u с помощью РБФ h .

виде квадратной решетки. Нейроны скрытого слоя каждого модуля представляют собой функции Гаусса (Рис.2).

Первоначально, веса определяются случайным образом на интервале $[0-0,5]$. В оценочном процессе выходы всех функциональных модулей рассчитываются для каждой пары векторов входов-выходов:

$$o(x) = \sum_j^n w_j \times \exp\left\{-\frac{(x - u_j)^2}{2\sigma_j^2}\right\}. \quad (1)$$

В соревновательном процессе модуль, который минимизирует ошибку, определяется как модуль-победитель. Ошибка E_i^k вычисляется следующим образом:

$$E_i^k = \frac{1}{2} \left(y - \frac{1}{1 + e^{-o(x)}}\right)^2, \quad (2)$$

где y определяет делаемый выход (здесь $y = 1$).

В кооперативном процессе обучаемые веса рассчитываются с помощью функции соседства:

$$\alpha(r_i) = \frac{\exp\left\{-\frac{(r_i - r_v)^2}{2\sigma_j^2}\right\}}{\sum_{i=1}^n \exp\left\{-\frac{(r_i - r_v)^2}{2\sigma_j^2}\right\}} \quad (3)$$

где r_i – позиция i -того RBF-модуля на карте, r_v – позиция модуля с минимальной ошибкой, а σ – параметр функции соседства.

В адаптивном процессе все модули обновляются по алгоритму обратного распространения ошибки:

$$\Delta w_j = k \times \frac{\partial E}{\partial w_j(t-1)} \quad (4)$$

и

$$w_j(t) = w_j(t-1) + \Delta w_j \cdot \alpha(r_i). \quad (5)$$

Так что (4) можно переписать следующим образом:

$$\Delta w_j = k \cdot \left(y - \frac{1}{1 + e^{-o(x)}}\right) \cdot \left(y - \frac{e^{-o(x)}}{(1 + e^{-o(x)})^2}\right) \cdot \exp\left\{-\frac{(x - u_j)^2}{2\sigma_j^2}\right\} \quad (6)$$

Центры вычисляются следующим образом:

$$\Delta u_j = k \times \frac{\partial E}{\partial u_j(t-1)} \quad (7)$$

и

$$u_{ij}(t) = u_{ij}(t-1) + \Delta u_{ij} \cdot \alpha(r_i) \quad (8)$$

т.е. $\Delta u_{ij} = k \cdot \left(y - \frac{1}{1 + e^{-o(x)}}\right) \cdot \left(y - \frac{e^{-o(x)}}{(1 + e^{-o(x)})^2}\right) \cdot$

$$\cdot w_{ij} \cdot \frac{(x - u_j)}{2\sigma_j^2} \exp\left\{-\frac{(x - u_j)^2}{2\sigma_j^2}\right\} \quad (9)$$

Алгоритм обратного распространения ошибки повторяется до тех пор, пока все мо-

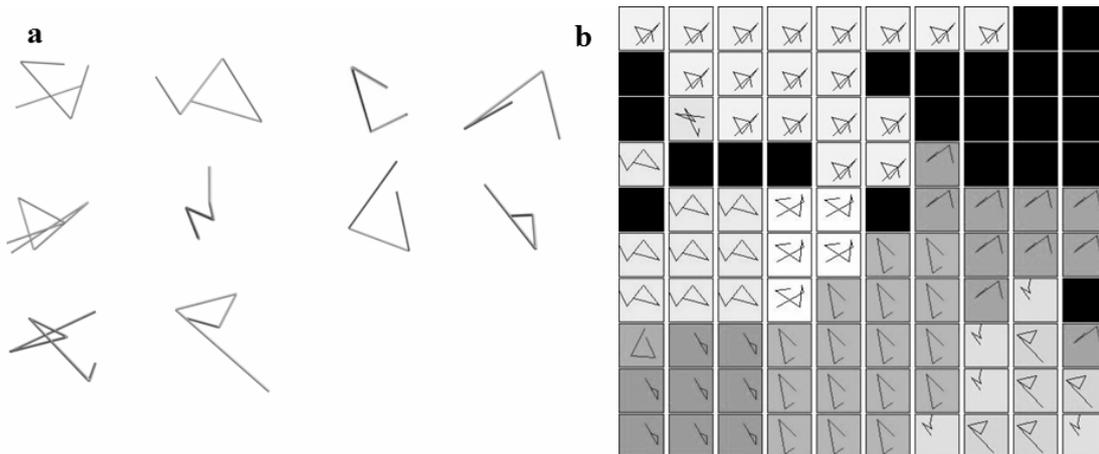


Рис. 3. Стимулы а и карта сходства б

Каждый нейрон отображает предпочитаемый стимул (изученный объект). Различаются три кластера: пятисегментные (белая зона), четырехсегментные (светло-серая зона) и трехсегментные фигуры (темно-серая зона)

дули не обучатся. Эти четыре процесса повторяются, уменьшая окрестность функции соседства, до тех пор, пока сеть не достигнет стабильного состояния.

3. Эксперимент 1. Моделирование распознавания проволочных объектов

Целью данного эксперимента является верификация распознавания трехмерных объектов с помощью представленной архитектуры. В ходе экспериментов использовались трехмерные проволочные объекты трех видов: с пятью прямыми сегментами (3 объекта), с четырьмя (3 объекта) и тремя сегментами (4 объекта). На вход модели подавалось всего 10 вращающихся объектов в двумерных проекциях, взятых на каждом градусе вращения (360 проекций на объект). Цель эксперимента – исследовать способность сети распознавать и классифицировать объекты в соответствии с количеством сегментов.

Результат работы модели приведен на Рис.3: карта сходства для десяти объектов. Результаты работы системы можно условно разделить на две части: генерация карты сходства (SOM - уровень) и паттерн активации нейронов скрытого слоя (РБФ-уровень). На SOM – уровне сеть обладает способностью классифицировать объекты в соответствии с некоторым видимым признаком (здесь таким признаком является количество сегментов в объекте). На результи-

рующей карте отчетливо видна классификация объектов. При этом пограничные нейроны, как правило, реагируют на демонстрацию представителей обоих классов.

На РБФ-уровне сеть хранит образы изученных объектов в нейронах скрытого слоя (Рис.4). При обучении, центры максимально приближаются к изученному прототипу (на Рис.4 конфигурация центров показана в кругах). При представлении стимула обученной сети с предпочитаемого угла, активация центра достигает максимума и плавно снижается с вращением объекта.

4. Эксперименты с трехмерными объектами. Иерархия модулей

В предыдущей секции была продемонстрирована работа РБФ сети на примере распознавания и классификации проволочных объектов. Однако остается неясным, способна ли данная архитектура распознавать объекты реального мира без соответствующего роста сложности системы. В данной секции мы предлагаем улучшенную модель: базовая архитектура, описанная ранее, надстраивается с помощью иерархии модулей сходных с ранними визуальными зонами коры головного мозга V1-V4 [19]. Данная схема позволяет распознавать изображение, не изменяя при этом архитектуру основного модуля, сохраняя, таким образом его основные свойства.

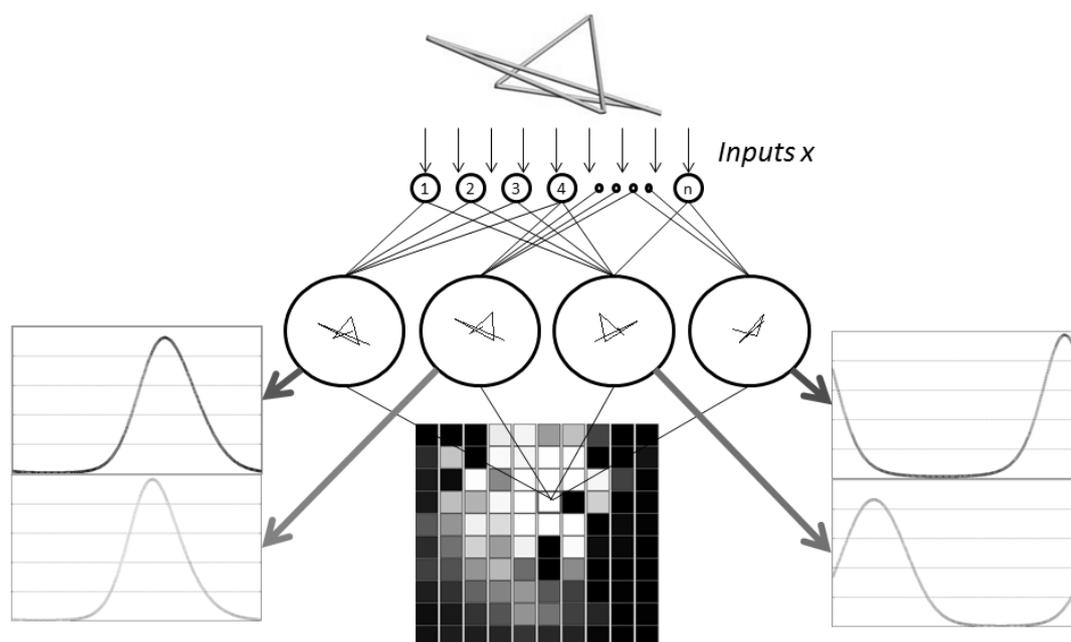


Рис. 4. Организация центров в SOM из РБФ

Вектор XY-координат объекта подается на вход сети (1...n) и активизирует нейроны скрытого слоя (4). Каждый центр хранит внутреннее представление изученного объекта. Стрелкой показан график активации каждого нейрона при демонстрации предпочитаемого стимула. Для каждого графика вертикальная ось показывает уровень активации нейрона, а горизонтальная – угол вращения объекта, от 0 до 360° (видно, что модуль изучил объект с углов 60, 205, 220 и 340°). В нижней части рисунка показан выход сети с указанным на нем расположением данного модуля.

Входной образец (изображение 250x250, аналог сетчатки глаза) вызывает возбуждение набора клеток V1, полученных с помощью фильтра Габора четырех ориентаций: 0, 45, 90 и 135°. Эти клетки настроены на распознавание простых элементов и имеют достаточно маленькие рецептивные поля. Для разных клеток предпочитаемые стимулы (стимулы, на которые они реагируют) будут различны. Различия могут быть в размере, ориентации или в расположении рецептивного поля. Клетки V1 одного типа (имеющие один и тот же предпочитаемый стимул) обрабатываются одним и тем же нейроном среднего слоя. Эти клетки среднего слоя могут ассоциироваться с нейронами сложных клеток V1, V2 или V4, но мы обозначим их V4 для простоты. Таким образом, выход клетки V1 является входом в V4 на большом пространстве и в различных пространственных шкалах. Выход клеток V4, в свою очередь, является входом в слой IT, чья инвариантность сравнима с экспериментальными данными.

Основной особенностью данной модели является механизм, используемый элементами среднего слоя для слияния входных сигналов.

С вычислительной точки зрения, нейроны среднего слоя должны представлять собой устойчивые детекторы признаков, другими словами, измерять присутствие определенного признака, несмотря на наличие шума или фона в рецептивном поле нейронов. Такая устойчивость к шуму не может быть достигнута простым суммированием входных сигналов. Вместо этого, для моделирования нейронов среднего слоя используется оператор максимизации.

5. Эксперимент 2. Моделирование распознавания трехмерных объектов

В данном эксперименте использовались трехмерные объекты (Рис.5, а). Мы использовали четыре объекта, представляющих собой различные сочетания геометрических форм, которые можно разделить на две категории - сферические и остроконечные. Такой принцип создания объектов использовался в работе [23] при исследованиях активации деятельности коры головного мозга с помощью функциональной магнитно-резонансной томографии.

Объекты были представлены сети в двухмерных проекциях через каждые 10 градусов вращения. Сеть обучалась 2000 эпох. Выход сети представляет собой карту сходства различных видов объектов. На Рис.5, b приводится результирующая карта сходства, сгенерированная сетью. На ней можно видеть разбиение объектов на несколько категорий. Среди них можно выделить два кластера (для распознавания сферических и остроконечных объектов, соответственно), которые сгруппированы на результирующей карте по двум признакам: сходство между самими объектами (Рис.5, c) и сходство между отдельными видами объектов (Рис.5, d).

На уровне РБФ – сетей распознавание объектов происходит таким же образом, как и в предыдущей симуляции. Для запоминания каждого объекта требуется несколько модулей

сети, каждый из которых запоминает несколько видов предпочитаемого объекта.

Необходимо отметить, что в данной симуляции для наглядности использовалось лишь 4 объекта, в то время как на практике сеть способна распознавать до 100 различных объектов при соответствующих изменениях размеров выходной сети и параметров сети.

Мы также протестировали инвариантность сети к изменению размера входного стимула и сдвигу, в том числе к сдвигу с изменением размера. Сеть продемонстрировала инвариантность по всем этим параметрам. Однако сеть оказалась чувствительна к разбиению входного изображения на части и их перестановке, что демонстрирует нейрофизиологическую правдоподобность сетей данного типа.

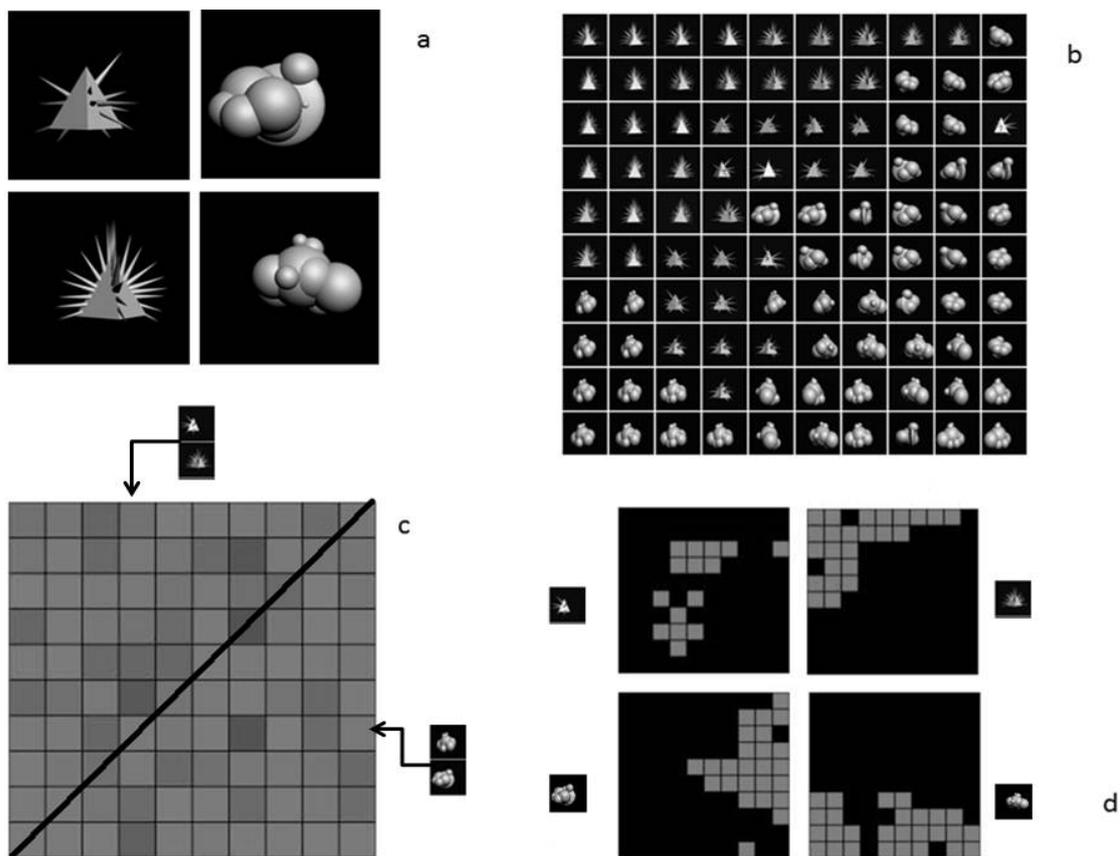


Рис.5. Моделирование распознавания трехмерных объектов

- a Набор трехмерных стимулов: сферические и остроконечные
- b Карта сходства трехмерных объектов (с изображенными на ней объектами)
- c Схематическое изображение разделения объектов на карте сходства: остроконечные объекты занимают левый верхний угол, а сферические – правый нижний угол карты сходства,
- d Разбиение объектов на кластеры (классификация объектов по сходству между отдельными видами объекта: рядом с каждой картой активации изображен объект, для которого активируются данные зоны карты).

Заключение

Предложена и реализована модель распознавания образов, основанная на архитектуре самоорганизующейся карты РБФ-модулей. Как отмечалось в теоретической части, данный алгоритм - это не просто модификация обычной SOM, а обобщение, включающее в себя обычную самоорганизующуюся карту. Таким образом, SOM из РБФ не только наследует многие свойства классических самоорганизующихся карт, но и также добавляет некоторые новые оригинальные свойства. Модель, основанная на данной схеме, позволяет распознавать объекты биологически правдоподобным образом и, более того, она не противоречит имеющимся в настоящее время экспериментальным данным, объясняя механизмы распознавания образов в визуальной коре мозга: колонковая структура зоны IT в ней моделируется набором центров РБФ хранящих образы похожих, но несколько различных стимулов. Результирующая карта сходства может быть сопоставлена с паттерном горизонтальной активации IT.

Описанное расширение данной архитектуры представляет собой иерархию модулей, схожих по функционалу с областями V1, V2 или V4 зрительной коры. Мы показали что сеть, основанная на данной архитектуре, способна распознавать и классифицировать сложные объекты. Предложенный алгоритм показал свою эффективность в ряде симуляций с искусственно сгенерированными объектами.

Литература

1. Аверкин А. Н., Гаазе-Рапопорт М. Г., Поспелов Д. А. Толковый словарь по искусственному интеллекту. — М.: Радио и связь, 1992. — 256 с.
2. Осипов Г.С. Поведение, управляемое картиной мира // Тезисы докладов Пятой международной конференции по когнитивной науке, Калининград, 2012, с.812-113
3. Осипов Г.С. Лекции по искусственному интеллекту. — Москва, Красанд, 2009, 272 с.
4. Автоматическое порождение гипотез в интеллектуальных системах. Сост. Е.С.Панкратова, В.К.Финн. - М.: ЛИБРОКОМ, 2009. - 528 с.
5. Ungerleider L., Mishkin M., Analysis of Visual Behavior. // Boston: MIT Press, 1982, p. 549-586.
6. Goodale M., Milner D., Separate pathways for perception and action. // Trends in Neuroscience, 1992, p. 20-25.
7. Fujita I., The inferior temporal cortex: architecture, computation, and representation. // Journal of Neurocytology, 2002, p. 343-346.
8. Hubel D., Wiesel T. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cats visual cortex. // Journal of Physiology, 1962, V. 160, p.106-154.
9. Pasupathy A., Connor C. Shape representation in area v4: Position-specific tuning for boundary conformation. // Journal of Neurophysiology, 2001, p. 2505-2519.
10. Beeck H. O. D., Vogels R. Spatial sensitivity of macaque inferior temporal neurons. // The Journal of Comparative Neurology, 2000, p. 505-518.
11. Tanaka K. Columns for complex visual object features in the inferotemporal cortex: Clustering of cells with similar but slightly different stimulus selectivities. // Cerebral Cortex, 2003, V.13(1), p.90-99.
12. Wang G., Tanaka K., Tanifuji M. Optical imaging of functional organization in the monkey inferotemporal cortex. // Science, 1996, V. 272, p.1665-1668.
13. Logothetis N., Pauls J., Bulthoff H., Poggio T. View-dependent object recognition by monkeys. // Current Biology, 1994, p. 401-414.
14. Logothetis N., Pauls J. Psychophysical and physiological evidence for viewer-centered object representations in the primate. // Cerebral Cortex, 1995, p.270-288.
15. Logothetis N., Pauls J., Poggio T. Shape representation in the inferior temporal cortex of monkeys. // Current Biology, 1995, p. 552-563.
16. Poggio T., Edelman S.A network that learns to recognize three-dimensional objects. // Nature, 1990, p.263-266.
17. Riesenhuber M., Poggio T. Modeling Invariances in Inferotemporal Cell Tuning. // Technical Report, MIT, 1998.
18. Riesenhuber M., Poggio T. Hierarchical models of object recognition in cortex. // Nature Neuroscience, 1999, V.2, p. 1019-1025.
19. Riesenhuber M., Poggio T. Models of object recognition. // Nature Neuroscience, 2000, V.3, p. 1199-1204.
20. Efreмова N., Asakura N., Inui T., Abdikeev N. Inferotemporal network model for 3d object recognition. // The proceedings of the International Conference on Complex Medical Engineering IEEE/ICME, 2011, p. 555-560
21. Kohonen T. Self-organizing maps, Berlin: Springer-Verlag, 2001.
22. Tokunaga K., Furukawa T. Modular network SOM. // Neural Networks, 2009, p.82-90.
23. Beeck H.O.D., Deutsch J., Vanduffel W., Kanwisher N., DiCarlo J. A stable topography of selectivity for unfamiliar shape classes in monkey inferior temporal cortex. // Cerebral Cortex, 2008, V.18, p. 1676-1694.

Ефремова Наталья Алексеевна. Старший преподаватель, кафедра информатики, РЭУ им. Плеханова. Кандидат технических наук. Автор 15 печатных работ. Область научных интересов: когнитивная нейрофизиология, нейронные сети, распознавание образов. E-mail: natalia.efremova@gmail.com

Тошио Инуи. Профессор кафедры когнитивных наук отделения интеллектуальных систем и технологий Высшей школы информатики. Университет Киото, Япония. Доктор психологии. Автор более 100 печатных работ, в том числе 55 монографий. Область научных интересов: распознавание образов у человека, когнитивная нейрофизиология, когнитивная психология, моделирование памяти, психология межличностных отношений, нейролингвистика. E-mail: inui@cog.ist.i.kyoto-u.ac.jp