

## Сети адаптивной резонансной теории с РБФ слоем распознавания

В работе представлено описание нового типа сетей адаптивного резонанса — сети АРТ с сетью радиально-базисной функции в слое распознавания. Новый тип сети назван АРТ-РБФ сетью. Рассмотрен механизм сокращения количества нейронов слоя распознавания, механизм формирования скрытого слоя РБФ сети с различным радиусом гиперсфер нейронов, а также механизм создания гипергроздей на основе информации оператора.

In work the description of new type of networks of an adaptive resonance - is submitted to a network of the ART with a network of radial-base function in a layer of recognition. The mechanism of reduction of amount neurons a layer of recognition, the mechanism of formation of latent layer RBF of a network with various radius of neurons hyperspheres, and also the mechanism of creation of hyperclusters on the basis of the operators information.

## 1. Введение

Сети адаптивного резонанса (ART), эффективно функционирующее при решении задач кластеризации, имеют ряд недостатков. Каждый нейрон слоя распознавания соотносится с одним кластером, а так как каждый нейрон может описывать только поверхность гиперсферы, то сеть способна выделить кластеры, описанные только поверхностью гиперсферы. Так как радиус гиперсферы задается порогом слоя сравнения, то соответственно все выделенные классы имеют одинаковый строго определенный размер, что также не соответствует физическому смыслу кластеризации гиперпространства. Если информация о каждом кластере (с которым сеть знакома) хранится минимум в одном нейроне, то проблема сокращения «стоимости» хранения памяти сети сталкивается с проблемой определения величины порога сети (при котором образ относится к одному из кластеров). Регулирование границ кластера изменением порога может быть очень грубым инструментом, так как увеличение порога может привести к параличу сети, когда несколько или даже все нейроны сети удовлетворяют условию слоя сравнения.

Рассматривая различные типы нейронных сетей можно отметить, что такие свойства РБФ сетей как отсутствие рекурсии и способность к аппроксимации функций, которые заданы в неявном виде набором шаблонов (обучающих образов), делают их идеальными кандидатами на роль слоя распознавания. Сети РБФ характеризуются такими особенностями: имеют единственный скрытый слой, только нейроны скрытого слоя имеют нелинейную активационную функцию, синаптические веса всех нейронов скрытого слоя равны единице. После модернизации механизма функционирования РБФ сети, таким образом, чтобы она могла выделять классы с поверхностью не только сферической формы, такая сеть успешно выполняет функции слоя распознавания.

Данная статья построена следующим образом. В части 2 дано описание РБФ сети и рассмотрены её недостатки. Часть 3 описывает новую модель АРТ-РБФ сети, способы решения проблем представленных в части 2, здесь же представлены алгоритмы обучения и функционирования новой сети. В части 4 подведены краткие итоги.

## 2. Нейронная сеть РБФ.

Нейронная сеть РБФ имеет архитектуру с передачей сигнала от входа к выходу и состоит из трех слоев: входной слой, скрытый слой и выходной слой. Входной слой этой сети принимает  $N$  мерный входной вектор и передает его на все

нейроны скрытого слоя. Каждый нейрон скрытого слоя вычисляет функцию активации от входных данных, после чего выходной слой вычисляет  $Z$  мерный выходной вектор, как взвешенную сумму всех выходов нейронов скрытого слоя. Каждый узел сети характеризуется двумя важными параметрами: 1) центр узла в гиперпространстве и 2) ширина его радиальной функции. В скрытом слое  $i$ -й нейрон обеспечивает максимальное значение функции активации, когда входной вектор  $x$  близок к вектору его центра  $c_i$ . Оценить расстояние  $d$  до центра можно разными способами, но чаще всего в литературе используется Евклидово расстояние (1), а функция активации скрытого узла обычно выбирается как Гауссова функция (2).

$$d = \|\bar{x} - \bar{c}_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - c_{ij})^2}, \quad (1)$$

$$f(\bar{x}, \bar{c}) = e^{-\frac{d^2}{\sigma_i^2}}, \quad (2)$$

где  $\sigma_i$  параметр, описывающий ширину радиальной базисной функции.

Обучение нейронной сети РБФ производится в два шага: обучение скрытого слоя и создание связи между скрытым слоем и выходным слоем.

Для обучения скрытого слоя используется набор обучающих примеров. Размер скрытого слоя выбирается равным количеству тренировочных шаблонов  $H$ , а центры активационных функций нейронов скрытого слоя  $c_i$  выбираются в точках пространства входных сигналов сети  $x_i$ , которые входят в набор тренировочных шаблонов (3).

$$\bar{c}_j = \bar{x}_j, \quad j = \overline{1, H}, \quad (3)$$

Ширина окон активационных функций нейронов скрытого слоя выбирается достаточно большой, но так, чтобы они не накладывались одна на другую в пространстве входных сигналов сети.

Для обучения нейронов выходного слоя производят расчет весов  $w_{j,z}$  для каждого нейрона на основе тренировочных шаблонов (в наименовании весов первый индекс обозначает номер нейрона в скрытом слое, а второй номер нейрона в выходном слое). Так для шаблона  $p$  выходной вектор  $Y_z$  будет состоять из следующих компонент:

$$Y_z = w_{1,z} f(\bar{x}_n, \bar{c}_1) + \dots + w_{H,z} f(\bar{x}_n, \bar{c}_H) \quad (4)$$

Решение системы из  $H$  уравнений даст нам искомые веса нейрона  $z$  выходного слоя. Для вычисления всех весов выходного слоя необходимо решить систему уравнений (5) записанную в матричной форме:

$$W^T = F^{-1}Y, \quad (5)$$

где  $w$  – матрица весов нейронов выходного слоя,  $F$  – матрица выходов нейронов скрытого слоя,  $Y$  – матрица выходов нейронов выходного слоя, согласно тренировочных шаблонов.

Обученная таким образом сеть гарантирует, что сгенерированная ею гиперповерхность пройдет через тренировочные шаблоны в пространстве входных образов. А если каждый нейрон выходного слоя обозначает один класс, то у сети появляются кластеризирующие свойства. Нейрон с максимальным значением будет указывать на принадлежность входного вектора определенному классу.

Как заметил внимательный читатель, открытым остался вопрос о выборе ширины окон активационных функций. Ряд авторов [2] предлагает использовать следующую меру:

$$d/\sigma < \gamma, \quad (6)$$

где  $d$  – расстояние между двумя ближайшими центрами. Рядом экспериментов был подтверждена рациональность выбора  $\gamma=2(1 \leq \gamma \leq 3)$  [2]. Если выполнить неравенство (6) для уравнения (2), то можно определить, что при таком выборе будет равномерно покрыта вся область пространства входных векторов, причем точка на пересечение гиперсфер ближайших нейронов даст значение функции активации 0,0183. Другими словами, любая точка в области пространства входных образов вызывает хотя бы у одного из нейронов скрытого слоя значение функции активации более 0,0183.

Такой способ обучения оголяет следующие недостатки кластеризирующих свойств РБФ сети:

1. Ширина окон у всех нейронов одинакова. Это не позволяет сети выделить крупные классы, которые содержат большое количество отличающихся объектов, не «размыв» тем самым мелкие классы, образованные на основе малого количества «похожих» тренировочных шаблонов.
2. Полная связь нейронов скрытого и выходного слоя вызывает большую сложность вычисления весов нейронов выходного слоя при большом количестве тренировочных шаблонов.
3. При подаче на вход сети одного вектора в вычислении учувствуют все нейроны входного слоя, что требует подключения большого количества вычислительных ресурсов при функционировании.

### 3. АРТ-РБФ сеть.

В соответствии с алгоритмом кластеризации, мы определяем АРТ-РБФ кластеризующую систему как исполнительную систему, где номер нейрона выходного подслоя РБФ слоя распознавания в каждый момент времени, является решением (если таковые вообще имеются), в то время как мера между входным вектором и центром гиперсферы нейрона с максимальным значением функции активации скрытого подслоя в РБФ слое распознавания подвергается ограничению порогом  $p$  (рис. 1).

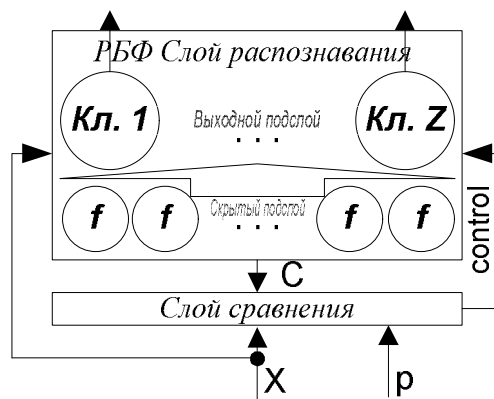


Рис. 1. АРТ-РБФ сеть

В качестве слоя сравнения новой сети будет использован такой слой, что результатом его работы будет  $\lambda$ , равное отношению Евклидова расстояния между входным вектором и центром гиперсферы нейрона победителя слоя сравнения РБФ слоя распознавания к  $N$  – размерности входного вектора. Если  $1 - \lambda$  более порога, то считается что условие распознавания выполнено. Так как значение каждого компонента  $N$  мерного входного вектора  $x_i \in [0;1]$ , то результат работы слоя сравнения всегда менее или равен 1. Порог задаётся в пределах  $0 \leq p \leq 1$ , где  $p = 1$  соответствует точному совпадению.

В качестве слоя распознавания выберем такую РБФ сеть, в которой ширина окна нейронов скрытого слоя может быть различной для каждого нейрона, а также связь между скрытым и выходным слоем не является полной. Связь установлена только для тех нейронов скрытого слоя, центры

гиперсфер которых принадлежат классу, который обозначает соответствующий нейрон выходного слоя. Нейрон выходного слоя вычисляет взвешенную сумму всех соединенных с ним выходов нейронов скрытого слоя. Ширина окон активационной функции скрытого слоя вычисляется для каждого нейрона индивидуально из следующих соображений. Так как рядом экспериментов был подтверждена рациональность выбора для РБФ сетей  $\gamma=2(1 \leq \gamma \leq 3)$  [2] для успешного функционирования РБФ сетей, то мы используем неравенство обратное неравенству (6):

$$d/\sigma > \gamma \quad (7)$$

Физический смысл данного соотношения таков, что точка на пересечении гиперсфер нейронов скрытого подслоя РБФ слоя распознавания будет вызывать значение функции активации менее 0,0183 (для  $\gamma=2$ ). Такое условие подразумевает, что если входной вектор принадлежит изученному АРТ-РБФ сетью классу, то будет не более одного нейрона скрытого подслоя с устойчивой активацией (более 0,0183 для  $\gamma=2$ ) — это гарантирует, что будет произведена «четкая» кластеризация области пространства входных векторов. Полное покрытие области пространства входных векторов в кластерном анализе не требуется. Так как при кластеризации группа объектов разбита на множество более или менее гомогенных подгрупп на основе часто субъективно выбранной меры подобия, такой, что подобие между объектами в пределах подгруппы является большим, чем подобие между объектами, принадлежащими различным подгруппам. Цель же кластеризации состоит в том, чтобы группировать данные, которые представлены сейчас, а не обеспечить равномерное заполнение всего пространства наблюдаемых и ненаблюдаемых (будущих) выборок, сгенерированных от того же самого распределения вероятности.

Для сокращения количества нейронов используется специальный механизм, который подразумевает что две близко расположенные гиперсферы, принадлежащие одному кластеру, с центрами обозначенными  $N$  мерными векторами  $c_1, c_2$  и окнами  $\sigma_1, \sigma_2$  могут быть объединены в одну с центром  $c_3$  и окном  $\sigma_3$  вычисленным согласно (8) и (9) при выполнении условия (7) для новой гиперсферы, где учитывается расстояние до другой ближайшей гиперсферы.

$$\bar{c}_3 = (c_{3,1}, \dots, c_{3,N}), \quad c_{3,i} = (c_{1,i} + c_{2,i})/2 \quad i = \overline{1, N} \quad (8)$$

$$\sigma_3 = d(\bar{c}_1, \bar{c}_2)/2 + \max(\sigma_1, \sigma_2) \quad (9)$$

Связь между нейроном скрытого подслоя и выходным подслоем АРТ-РБФ слоя распознавания устанавливается равным «1» если данная гиперсфера принадлежит классу и равным «0» если нет. Таким образом, гиперсферы объединяются в гипергрозди, поверхность которых описывает класс. Активационная функция нейрона выходного слоя вычисляется следующим образом:

$$f = \begin{cases} 1, & \sum w f(\bar{x}, \bar{c}) > e^{-\gamma^2} \\ 0, & \sum w f(\bar{x}, \bar{c}) < e^{-\gamma^2} \end{cases} \quad (10)$$

Для функционирования АРТ-РБФ выберем вычислительно эффективную схему выполнения EART-1 [3]. Данная схема предполагает, что функция активации в слое соответствия не увеличивается монотонно с функцией активации слоя сравнения.

На этапе начального обучения генерируется скрытый подслой РБФ слоя распознавания на основе всего набора тренировочных шаблонов и устанавливается связь с выходным подслоем. Ширина окон всех нейронов скрытого устанавливается минимальной допустимой для используемого типа вычислителя (обсуждение выбора минимального размера окна приводится ниже, так как установить его равным 0 нельзя, потому что величина находится в знаменателе). После этого активируется

механизм сокращения нейронов скрытого подслоя. Алгоритм функционирования сите состоит из следующих шагов:

*Шаг 0. Инициализация:* счетчик времени и счётчик узлов, установлены на нуль.

*Шаг 1. Представление образа на вход:* счетчик времени увеличен на один, и представлен новый образ X на входы узлов.

*Шаг 2. Обнаружение узлов, допущенных к тестированию на наличие резонанса:* ориентирующая подсистема выбирает в кандидаты на резонанс те узлы, которые соответствуют внешним требованиям в виде установленного порога. Чтобы выбрать эти модули, подсистема использует проверку порога. Все узлы (более чем один), которые удовлетворяют этому ограничению, составляют ансамбль и переходят на Шаг 3. Если этот ансамбль пуст, то – на Шаг 4б.

*Шаг 3. Вычисление значения меры активации и обнаружения области резонанса:* В соответствии с (1) наибольшая активация среди узлов, которые выбраны на Шаге 2.

*Шаг 4а. Укрепляющее условие резонанса, обучение:* прототип лучше всего соответствующего модуля, корректируется, чтобы ввести образец X согласно закону адаптации веса ART базированной модели. Другие прототипы можно также считать подходящими для адаптации, если приняты мягко-конкурентные стратегии обучения.

*Шаг 4б. Нет резонанса - распределение новых узлов:* Если ансамбль, обнаруженный в Шаге 2 – пустой, то "резонанс" не происходит и динамически распределяется один новый узел, чтобы соответствовать внешним ожиданиям. Таким образом, счетчик узлов увеличивается на 1 и новый узел скрытого подслоя слоя сравнения создается так, чтобы соответствовать входному образу X. При создании узла если есть информация от оператора о принадлежности вектора уже существующему классу, то устанавливается соответствующая связь с нейроном выходного слоя и активируется механизм сокращения, в противном случае создаётся новый нейрон.

*Шаг 5:* Перейти на шаг 1.

Относительно выбора минимального размера окна активационной функции можно сделать следующее замечание. Для выполнения условия активации (10) нейрона выходного слоя с учетом требования сети (7) устанавливается следующее соотношение с указанным оператором порогом слоя сравнения:

$$\sigma \geq N(1 - \rho) / \gamma \quad (11)$$

#### 4. Выводы

Завершая описание нового типа АРТ сетей хотелось бы отметить преимущества которые даёт совмещение свойств адаптивного резонанса с преимуществами нейронных сетей с радиально-базисной функцией активации.

1. Ширина окон у нейронов скрытого подслоя произвольна и адаптируется согласно изменяющейся ситуации. Это позволяет уменьшить количество нейронов, увеличив ширину окна нейронов символизирующих крупные классы.

2. Благодаря механизму создания гипергрозди АРТ-РБФ сеть способна выделять в класс область гиперпространства описанную любой (даже невыпуклой) поверхностью или рядом поверхностей (рис. 2).

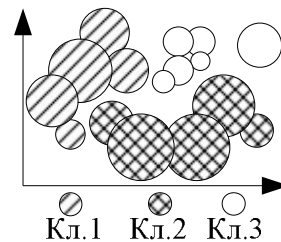


Рис. 2. Области кластеризации 2D.

3. Связь нейронов скрытого и выходного слоя формируется автоматически.

4. При подаче на вход сети входного вектора, благодаря использованию схемы вычисления EART-1, в вычислении учувствуют только нейроны наиболее близкие к вектору, что экономит вычислительные ресурсы.

5. Благодаря тому, что РБФ слой распознавания охватывает только ранее предъявленные ему тренировочные образы, система может быть реализована как отдельный модуль и решать задачи ограничения доступа, соотнося предъявленный вектор только с одним классом или отвергая его.

6. Если использовать абсолютные значения функции активации нейронов скрытого подслоя появляется возможность вычислить степень того, с какой степенью определенный нейрон принадлежит классу.

7. Если в качестве входного вектора сети предъявлен искаженный элемент класса, то сеть, используя знания о гиперсферах составляющих определенный класс, может восстановить искаженный образ.

8. Изменения внесенные в архитектуру сети не повлияли на возможность сети решить проблему стабильности-пластичности сети. Сеть способна успешно самообучаться, не теряя при этом ранее сохраненные в памяти образы.

Основные характеристики нового типа сетей:

1. Быстрый доступ к предварительно изученным образам. Появление одного из обучающих векторов активизирует один требуемый нейрон выходного подслоя слоя распознавания.

2. Устойчивость поиска. Только один нейрон имеет максимальную активацию для каждого входного набора.

3. Конечность процесса обучения. Повторяющиеся последовательности обучающих наборов не приводят к циклическому изменению весов.

Сфера применения нового типа сетей – задачи кластеризации и распознавание образов.

В данный момент проводится испытание компьютерной модели АРТ-РБФ сети в сфере сортировки изделий по группам в процессе производства. Сеть соотносит изделие, с определенным классом исходя из информации о соотношении параметров измеренных на этапе технического контроля, как самого изделия, так и его комплектующих.

#### Литература

1. F. Yang, M. Paidavoin "Implementation of an RBF Neural Network on Embedded Systems: Real-Time Face Tracking and Identity Verification" IEEE Trans. Neural Networks, vol. 14, no. 5, pp. 1162-1175, September 2003.
2. M.T. Musavial et al., "On the training of radial basis function classifiers", Neural Networks, vol. 5, pp. 595-603, 1992.
3. А.Л. Арутюнян, "Современные реализации нейронных сетей адаптивного резонанса", Электроника и связь, №№№