

## МОДЕЛИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ИХ ПРИМЕНЕНИЯ

Приходько Т.А.

Каф. ЭВМ, ДонГТУ

### Abstract

*Prihod'ko T. Models of neural networks and their applications. The most frequently used models of neural networks are briefly described and analysed. Main features and the areas of their application are discussed.*

Возникновение и бурное развитие в последнее десятилетие различных теорий искусственных нейросетей обусловлено потребностью в параллельных скоростных вычислительных системах и является новой ступенью прогресса в их развитии. Разработка новых технологий и последние исследования в области искусственного интеллекта подталкивают к “бионическому” направлению в теории и практике вычислений. Определяющая особенность системно-бионического подхода состоит в том, “что механизмы мышления рассматриваются в первую очередь в направлении “сверху вниз”, т.е. от мыслительных функций в глубь реализующих их структур” [1]. О том, что этими структурами являются нейронные сети стало известно еще в начале XX века. К настоящему времени создано множество вариантов моделей как отдельных нейронов, так и нейросетей [2,3]. Некоторые математические модели функционирования нейронов и их ансамблей оказались чрезвычайно эффективными в решении ряда актуальных проблем различных отраслей знания. Наиболее очевидным это утверждение становится в тех многочисленных ситуациях, когда решение задач традиционными методами становится исключительно сложным или невозможным из-за неформализуемости входных данных или наличия нечеткости, неопределенности, нелинейности, нестационарности в постановке задачи. К ним, в частности, относятся задачи распознавания образов, конструирования ассоциативной памяти и задачи оптимизации.

В зависимости от конкретных приложений используются различные модели нейросетей. Существуют различные классификации нейросетей с точки зрения их внутреннего строения (организация связей), обучения и целевого использования [2,3]. Приведем некоторые, наиболее часто используемые типы моделей нейросетей.

*Оптимизационные модели.* Эти модели нейросетей основываются на утверждении, доказанном американским биофизиком Хопфилдом. Он использовал сеть с нейроподобными элементами, имеющими сигмоидную характеристику и доказал сходимость в такой сети к энергетическим минимумам. Модели искусственных НС для оптимизации оценивают все возможные решения задачи, на энергетической критериальной функции, специально разработанной для конкретной области применения.

Сети Хопфилда эффективно используются в моделях ассоциативной памяти, а, следовательно, в тех моделях распознавания образов, где используются “геометрические” меры близости, основанные на измерении расстояний между

распознаваемым объектом и эталонами классов. Минимизируя это расстояние сеть находит правильный ответ. В приведенной выше классификации этот способ соответствует детерминированным системам распознавания. Очевидно, что на основе оптимизированных сетей возможно эффективное построение структурных (лингвистических) систем, где требуется априорное описание классов.

*Многослойные перцептроны*, которые в работе [3] названы неуправляемыми системами распознавания образов. В настоящее время это наиболее популярная модель нейронных сетей. Эти сети являются обучаемыми, и существует несколько процедур обучения. Общая схема обучения состоит в многократном предъявлении сети обучающей выборки. С точки зрения распознавания входной вектор (обучающая выборка) соответствует набору признаков, а выходной - классу образов. Скрытый слой соответствует представлению области знаний. Многослойный перцептрон также называют неокогниторном, т.к. после обучения он сам вырабатывает обучающие правила.

Обучение нейросети состоит в настройке весовых коэффициентов связей между слоями. Перед началом обучения связям присваиваются небольшие случайные значения. Затем на входы последовательно подаются образы (обучающие выборки), и по всем слоям рассчитываются выходы НС. "Весовые коэффициенты корректируются на основе квадратичной ошибки между вычисленным значением выхода сети и целевым вектором для заданного класса образов и всех допустимых векторов образов из обучающего множества" [6]. Модификация весовых коэффициентов производится методом обратного распространения ошибки ("back propagation") в соответствии с обобщенным дельта правилом, которое имеет вид [2]:

$$\Delta p_{\omega_{ij}} = \eta * \delta_{jr} * Y_{jr} \quad (1)$$

Здесь  $\Delta p_{\omega_{ij}}$  - изменение в силе связи для  $r$ -той обучающей пары;  $\eta$  - коэффициент, определяющий скорость обучения;  $\delta_{jr}$  - ошибка  $j$ -го блока получающего входной сигнал с  $i$ -го блока  $Y_{jr}$ .

Важно отметить, что для работы алгоритма требуется неубывающая характеристика вход - выход, которая имеет ограниченную производную. Как правило для этого используют сигмоидную нелинейность.

Будучи когнитивной, описанная выше модель нейросети может быть эффективно использована в составе экспертной системы. Например, предлагая такую интеграцию, авторы [7] проводят ассоциацию между искусственной нейросетью (ИНС) в составе экспертной системы (ЭС) и головным мозгом человека, где образному мышлению соответствуют принципы функционирования ИНС, а логическому — принципы ЭС.

*Сети с латеральным торможением.* Среди моделей, относящихся к этому типу отмечают Карты признаков Кохонена и нейросети, основанные на теории адаптивного резонанса. Первые предназначены для предварительной обработки сенсорных данных "путем нелинейного сплющивания многомерного сигнального пространства" [2]; они формируют одно- или двумерную "карту" признаков, в которой сохраняются топологические отношения между входными сигналами. Эффект наличия латеральных связей заключается в том, что близко расположенные нейроны возбуждают друг друга, а с увеличением расстояния возбуждение сменяется торможением. Поэтому появление случайных максимумов в сигнальном пространстве влечет за собой повышение контрастности. В результате обучения формируется непрерывная и упорядоченная карта сигнального пространства.

Нейросетевая система адаптивного резонанса способна самообучаться распознаванию образов различной степени сложности. Принадлежность входного образа к одному из классов определяется степенью его схожести с образами, хранящимися в долговременной памяти. Если входной образ не соответствует ни одному из запомненных, то создается новый путем его запоминания. Если сходство достаточно близкое и разница между распознаваемым и эталонным образами не превышает определенного допуска, то найденный эталон модифицируется так, чтобы стать еще больше похожим на входной.

### Литература

1. Коваль В.Н., Палагин А.В., Рабинович З.Л. О системно-бионическом развитии ИИ в аспекте поддержки моделирования мысленных действий. // Электронное моделирование, №4, 1996г. с.55-57.
2. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы. //Амосов Н.М., Байдык Т.М., Гольцев А.Д., Касаткин А.М., Рачковский Д.Н. /Под ред. Амосова Н.М.; АН УССР институт кибернетики Киев: Наукова думка, 1991г.
3. Шевченко В. Нейронные сети. //Компьютерное обозрение - №46 (70) - 4 дек. 96г.
4. Верхаген К., Дейн Р., Грунн Ф. и др. Распознавание образов: состояние и перспективы./ перевод с английского Н.Г.Гуревич. М.: - Радио и связь., 1985г.
5. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания: Учебное пособие для вузов. - 3-е издание переработанное и дополненное -М.: - Высшая школа, 1989 - 232с: ил.
6. Барисдорф Д. Нейронные сети и нечеткая логика. Новые концепции для технической диагностики неисправностей. // Приборы и системы управления. - №2, 1996г. - с.52-54.
7. Голицын Г.А., Фоминых И.Б. /Интеграция нейросетевой технологии с экспертными системами.//Материалы 5-й научной конференции с международным участием "Искусственный интеллект-96". АН Татарстана, Казань - 1996г. т. II с.198-202.