

УДК: 681.5+004.8

Моделирование саморегуляции активного нейрона в сети

А. Н. Васильев^а, В. П. Карп^б

Московский государственный технический университет радиотехники,
электроники и автоматики, факультет кибернетики
Россия, 119454, г. Москва, проспект Вернадского, д. 78

E-mail: ^а alex.qwerty.mail@gmail.com, ^б karpvica@mail.ru

*Получено 10 апреля 2012 г.,
после доработки 8 августа 2012 г.*

Предложена модель поведения активного нейрона, явившаяся развитием модели, описанной в работе Шамиса А. Л. [Шамис, 2006]. Предложены топология локально связанной матрицы активной нейронной сети и структура интеграции информации от различных источников. Приведен пример сценария поведения робота, управляемого активной нейронной сетью. Представлены результаты экспериментов с программной реализацией нейросети.

Ключевые слова: нейронные сети, нейрон, распознавание

Modeling self-regulation of active neuron in the network

A. N. Vasiliev, V. P. Karp

*Moscow State Institute of Radio-engineering Electronics and Automation, Faculty of Cybernetics,
78 Prospekt Vernadskogo, Moscow, 119454, Russia*

Abstract. – A model of the behavior of the active neuron, which was the development of the model described in Shamis A. L. [Shamis, 2006], is designed. Proposed topology is locally connected matrix of the active neural network and the structure integration of information from different sources. An example of the script behavior robot controlled by this neural network is described. The results of experiments with the software implementation of a neural network are presented.

Keywords: neural network, neuron, recognition

Citation: *Computer Research and Modeling*, 2012, vol. 4, no. 3, pp. 613–619 (Russian).

Введение

Нейрокомпьютинг и искусственные нейронные сети как направление исследований – это, с одной стороны, попытка лучше разобраться в работе реальных нейронных сетей [Яхно, 2012], а с другой – решать задачи, традиционно относящиеся к классу интеллектуальных. К числу таких относятся трудноформализуемые задачи, задачи управления [Анфёров, 2012], распознавания, прогнозирования, автономного поведения и др.

На фоне успехов в изучении принципов работы реальных нейросетей [Малахин и др., 2012; Чернавский и др., 2011; Efremova et al., 2012] в решении задач распознавания [Головко, 2012; Ширма, 2012], прогнозирования, сжатия данных и др. до настоящего времени еще остаются проблемы в области имитации поведенческих реакций искусственными системами [Шамис, 2006]. Так, например, разработчики роботизированных систем (с автономным поведением) часто сталкиваются с проблемами их обучения и адаптации в процессе исследования среды. Одним из возможных вариантов решений подобных проблем предполагается создание активных нейронных сетей (АНС), поведение которых определяется их внутренней активностью [Емельянов-Ярославский, 1990].

Такая активность требует создания и поддержания устойчивого неравновесного состояния с накапливаемой внутренней неустойчивостью [Бауэр, 1935]. Исходя из общих положений такого подхода, следует, что модель АНС должна строиться основываясь на гипотезе о существовании постоянной внутренней задачи – поддержание оптимальных функциональных состояний нейронов. Решаться эта задача может при групповом взаимодействии нейронов за счет взаимосвязей величины порога возбудимости нейрона и его параметра оптимальности. От этого же параметра может зависеть и изменение топологии связей между нейронами и величин синаптических проводимостей связей.

Однако для этих типов нейронных сетей нет законченных работ для решения задач распознавания. Остается проблема полноты и учета всех необходимых механизмов саморегуляции и подбора коэффициентов в них. Исходя из этого, в настоящей работе рассматривается модель поведения активного нейрона (АН) (явившаяся развитием модели АН, описанной в работе [Шамис, 2006]) при решении задачи адаптации к изменяющейся среде. Исследование посвящено поиску достаточного количества связей между нейронами одного функционального блока сети для решения им задач распознавания. Предложены топология локально связанной матрицы активной нейронной сети и структура интеграции информации от различных источников. Приведен пример сценария поведения робота, управляемого активной нейронной сетью. Представлены результаты экспериментов с программной реализацией нейросети.

Развитие модели саморегуляции активного нейрона

Основная идея данного исследования – моделирование поведения АН при стремлении к оптимальному состоянию в неустойчивой системе [Васильев, Карп, 2012]. Главное отличие в механизмах поведения классического нейрона от активного состоит в том, что классические нейроны представляют собой пассивные элементы, реагирующие только в момент поступления к ним сигналов извне (рис. 1).

Поведение нейрона (его границы выделены пунктиром) сводится к двум состояниям: если сумма (2) взвешенных сигналов (1) не превышает порога (3), то нейрон никак не реагирует; при превышении порога нейрон срабатывает, посылая сигнал на единственный выход, являющийся входным сигналом для других нейронов (4). Иными словами, классический искусственный нейрон представляет собой пороговый сумматор взвешенных сигналов.

Активные же нейроны непрерывно заняты решением своей внутренней задачи стабилизации, а реакция на поступающие внешние воздействия на сеть является для них частным случаем поведения (рис. 2). При разработке модели саморегуляции активного нейрона нами за основу была принята модель активного нейрона Шамиса. Для ее развития нами предложены новые

правила регуляции порога чувствительности, формирования связей между нейронами и изменения весов связей.

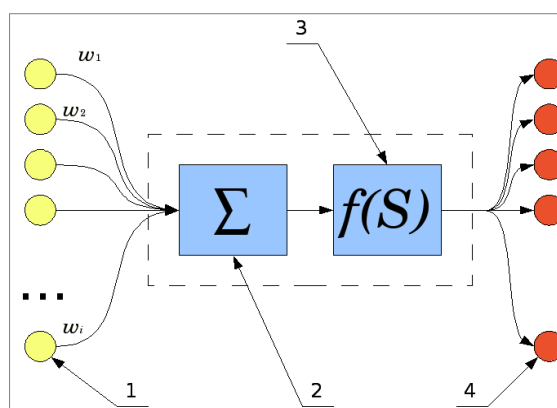


Рис. 1. Функциональная схема работы классического нейрона

Были учтены следующие механизмы саморегуляции:

- 1) механизм рефрактерности;
- 2) модификация связей при поддержании гомеостаза;
- 3) модификация весов синапсов в зависимости от частоты их срабатывания.

Первый механизм предназначен обеспечивать стабильность работы нейрона.

Второй – обеспечивать активное поведение: изменять частоты срабатывания нейрона, а так же формировать новые связи между нейронами.

Третий механизм – обеспечить одну из функций памяти: закрепление часто используемых и ослабление редких связей и, следовательно, структур сети.

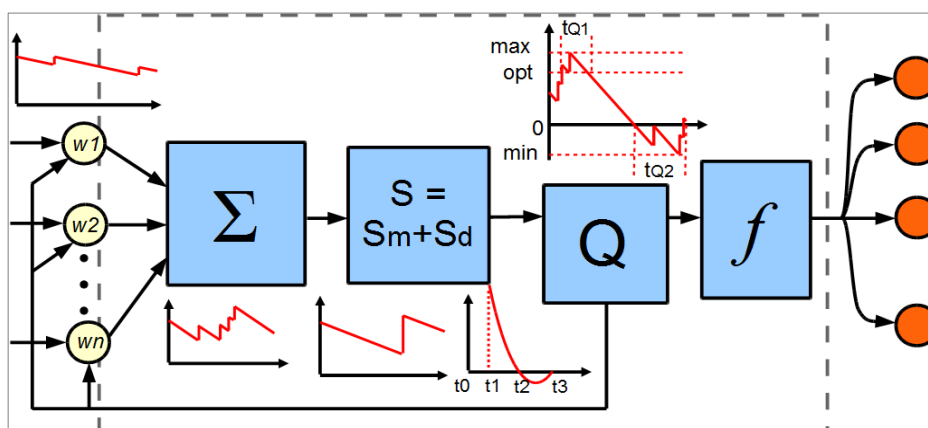


Рис. 2. Функциональная схема поведения активного нейрона

Алгоритм, реализующий предложенную модель, включает выполнение следующих функций:

1. Входящие сигналы поступают на синапсы. Синапсы умножают их на определенный коэффициент w_i (вес связи); он может быть как положительным, так и отрицательным соответственно возбуждающей или тормозящей связи. Абсолютное значение «веса связи» изменяется с течением времени: медленно, монотонно уменьшается и дискретно увеличивается при прохождении сигнала. Если вес связи становится равен нулю, то считается, что связь исчезает.

2. Взвешенные сигналы поступают в сумматор Σ , результат суммы монотонно уменьшается во времени, обеспечивая таким образом временную суммацию сигнала, что предположительно увеличивает информационную емкость сети.

3. Сумма сравнивается с величиной порога S , порог – динамический и состоит из двух компонент ($S = S_m + S_d$):

3.1. Первая компонента (S_m) монотонно уменьшается во времени и дискретно увеличивается при превышении порога чувствительности нейрона. Если порог становится равным нулю, то считается, что нейрон сработал при отсутствии сигнала.

3.2. Вторая компонента (S_d) имитирует рефрактерность реальных нейронов: при срабатывании нейрона становится бесконечно большой до момента t_1 , обеспечивая временную нечувствительность нейрона, затем быстро уменьшается до нуля (момент t_2), ослабляя чувствительность, и становится меньше нуля (момента t_3), обеспечивая повышенную чувствительность нейрона.

4. Следующий блок – анализ функции внутреннего состояния Q активного нейрона. Значение Q монотонно уменьшается во времени; но если сумма Σ превышает значение порога, то значение внутреннего состояния Q дискретно увеличивается. Если внутреннее состояние превышает оптимальный диапазон, то создаются новые тормозящие связи, а спустя время t_{Q1} уменьшается вес активных синапсов. Если внутреннее состояние ниже оптимального диапазона, то создаются новые возбуждающие связи, а спустя время t_{Q2} усиливаются все активные синапсы. Если внутреннее состояние меньше 0 и порог чувствительности нейрона ниже нуля, то нейрон срабатывает, повышая значение Q .

5. Выходная функция может быть либо единичной, либо быть последовательностью или иметь временную задержку.

Таким образом, активность нейрона может приводить к модификации сети – появляются новые связи, а старые изменяются или исчезают. Положительная модификация сети сохраняется, отрицательная может нарушить гомеостаз других нейронов, что может приводить к очередной модификации сети.

Программная реализация модели поведения одного АН, имеющая все вышеперечисленные свойства, была выполнена на языке C++. Проведенные эксперименты с различной последовательностью входных сигналов и внутренними параметрами нейрона позволили сделать вывод о том, что модель действительно обладает свойствами активного поведения и пригодна для дальнейших разработок.

Модель активной нейронной сети

Для подобного рода активных нейронов была разработана модель АНС. При выборе топологических схем был преднамеренно сделан уход от идеи однонаправленных сетей и «слоев» – нейроны могли образовывать связи со всеми другими нейронами в своей локальной области. Таким образом, вместо слоев сети можно говорить о динамических структурах, которые активируются при поступлении определенных сигналов (рис. 3).

Для интеграции разнородной информации в такой сети было предложено разбивать сеть на блоки, ограничивая образование нейронами некоторых связей в своей локальной области. В процессе формирования разнородной сети для разных блоков могут быть использованы разные внутренние параметры нейронов (рис. 4).

Для реализации этой модели была разработана программа на языке C++. В ходе проведенных экспериментов при различных топологиях и внутренних параметрах модели подтвердились основные свойства сети: пластичность, активная выработка реакции, «запоминание» некоторых образов. Наиболее ярко выраженными они оказались в двух-, трехслойных сетях с локальными областями связи с радиусом в 1–2 нейрона.

Так, например, на сеть из 3 слоев по 15 нейронов в каждом поочередно подавались следующие вектора сигналов:

```
0 1 1 1 0 1 0 1 1 0 0 1 0 1 0, 0 1 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1 1 0 1,
1 1 1 1 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1, 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.
```

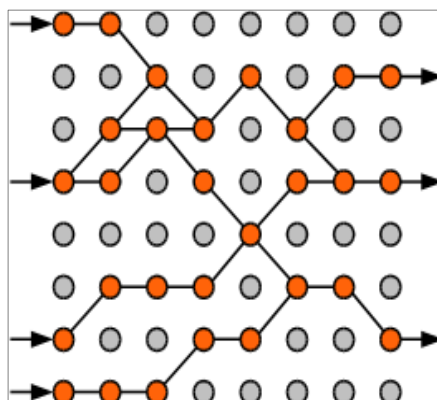


Рис. 3. Пример структуры, активирующейся в сети при поступлении на нее сигнала 10010011

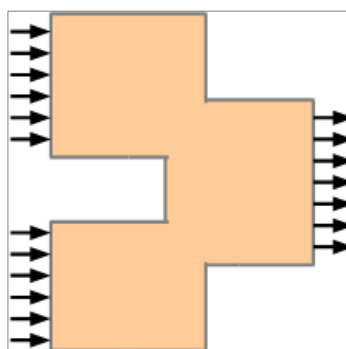


Рис. 4. Общая схема сети, разбитой на блоки для интеграции разнородной поступающей информации

Спустя 5 таких циклов в сети происходили структурные изменения, приводившие к регулярному на протяжении 9 циклов «ответу», состоящему из следующей последовательности векторов:

0000000000000000,	011000011001000,
100110100110101,	000001000000010.

Затем на протяжении 11 тактов сеть «замолкала», перестраивалась и выдавала на выходе последовательность в 5 циклов следующие вектора сигналов:

0001000000000000,	0010100000000000,
000001100000010,	000000001000001,

формируя таким образом новое поведение. Затем нейросеть снова «замолкала» на несколько тактов и т. д.

Сценарий поведения автономного робота, управляемого АНС

Для проверки способности АНС к адаптации и запоминанию динамических объектов был предложен сценарий из набора ситуаций, в которых может оказаться автономный робот, управляемый подобной нейронной сетью (рис. 5).

Изначально (1) робот движется, не встречая препятствий. Предполагается, что его нейронная сеть находится в одном из устойчивых состояний, позволяющих ему осуществлять равномерное прямолинейное движение.

Затем робот приближается к препятствию (ситуация 2), сила сигнала от датчика дальности начинает нарастать, сеть выходит из состояния равновесия. В момент столкновения сигналы,

поступающие от датчиков контакта, окончательно дестабилизируют нейроны в сети, вынуждая их перестраивать связи для нахождения нового устойчивого (оптимального для каждого нейрона) состояния. Нейронная сеть, перестраиваясь, вырабатывает сигналы, приводящие робота в движение.

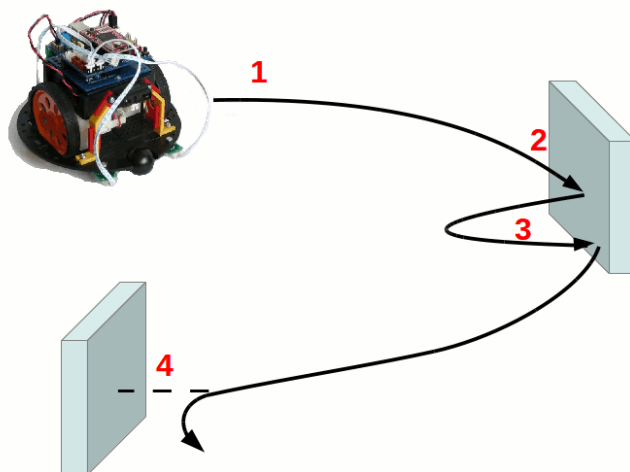


Рис. 5. Схема сценария поведения автономного робота, управляемого АНС

Как только нейросеть «нашла» конфигурацию, при которой она уведит робота от препятствия (3), эта конфигурация сохраняется в сети как «оптимальная» совокупность связей между нейронами и их весами.

Наконец, для контроля робот встречает еще одно препятствие (4). При приближении к нему нейронная сеть оказывается в ситуации, похожей на (2), что должно преактивировать связи, выработанные в ситуации 3, обеспечив уклонение от препятствия.

Заключение

Первая версия предложенной модели функционирования АНС проверена на упрощенном сценарии поведения робота, управляемого подобной нейросетью. Проведенные эксперименты позволили подтвердить основные прогнозируемые свойства и перспективность такого подхода. Дальнейшее развитие и решение более сложных задач поведения видится авторами в развитии архитектуры нейросети, расширении старых и добавлении новых функционально связанных нейросетевых блоков.

Список литературы

- Анфёров М. А.* Нейросетевая технология в задаче управления технологической подготовкой производства // XIV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика–2012». Сборник научных трудов. Часть 1. – М.: НИЯУ МИФИ, 2012. – С. 198–205.
- Бауэр Э. С.* Теоретическая биология. М.–Л.: Изд. ВИЭМ, 1935. – 206 с.
- Васильев А. Н., Карп В. П.* Моделирование саморегуляции нейрона в сети // Математика. Компьютер. Образование. Тезисы конференции – М.–Ижевск: R&C Dynamics, 2012. – С. 167.
- Головкин В. А.* Нейросетевые технологии обработки данных для обнаружения аномалий в биомедицинских сигналах // XIV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика–2012». Лекции по нейроинформатике. – М.: НИЯУ МИФИ, 2012. – С. 11–48.
- Емельянов-Ярославский Л. Б.* Интеллектуальная квазибиологическая система Индуктивный автомат. – М.: Наука, 1990.

- Малахин И. А., Проскура А. Л., Запара Т. А., Ратушняк А. С.* Нейрон как базовый элемент когнитивных систем // XIV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика–2012». Лекции по нейроинформатике. – М.: НИЯУ МИФИ, 2012. – С. 61–102.
- Чернавский Д. С., Чернавская О. Д., Карп В. П., Никитин А. П., Рожило Я. А.* Препринт 34. Анализ роли понятий «образ» и «символ» в моделировании процесса мышления средствами нейрокомпьютинга. – М.: РИИС ФИАН, 2011.
- Шамис А. Л.* Пути моделирования мышления: активные синергические нейронные сети, мышление и творчество, формальные модели поведения и «распознавания с пониманием». – М.: КомКнига, 2006. – 208 с.
- Ширма А. А.* Адаптивная нейросетевая фильтрация изображений // XIV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика–2012». Сборник научных трудов. Часть 1. – М.: НИЯУ МИФИ, 2012. – С. 189–198.
- Яхно В. Г.* Способны ли мы понимать друг друга? О механизмах когнитивной слепоты // XIV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2012». Лекции по нейроинформатике. – М.: НИЯУ МИФИ, 2012. – С. 103–128.
- Efremova N., Asakura N., Inui T., Abdikeev N.* The visual cortex model for object recognition and classification // XIV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2012». Сборник научных трудов. Часть 3. – М.: НИЯУ МИФИ, 2012. – С. 102–113.