

В результате серии экспериментов среднее время обучения ИНС с жестким ядром составило 11 минут 3 секунды, что в 1,52 раза меньше, чем время обучения ИНС классической структуры.

Этим экспериментом мы подтвердили, что время обучения ИНС с жестким ядром меньше, чем время

обучения ИНС классической структуры и при решении задачи классификации образов.

Поступила в редакцию 17 октября 2006 г.

ПРЕДПОЛАГАЕМАЯ СТРУКТУРА ЛОГИЧЕСКОГО НЕЙРОНА

© А.В. Елатомцев

Elatomtsev A.V. Proposed structure of a logic neuron.

Работа биологической нейронной сети не до конца изучена, и даже в работе отдельных биологических нейронов остается много неясных вопросов. Такие пробелы в знаниях делают пока невозможным создание точной математической копии биологической нейронной сети. Поэтому под термином «Нейронная сеть» обычно следует понимать сеть динамически связанных между собой объектов, которые моделируют только два, но зато основных свойства реального (биологического) нейрона – его способность находиться в двух состояниях: состоянии спокойствия и состоянии возбуждения и способность проводить возбуждение в возбужденном состоянии. Свойства и процессы, происходящие в нейроне, можно смоделировать, используя аппарат современной алгебры, как это делается в большинстве искусственных сетей, но есть и другой способ. Так как нейрон, может находиться только в двух состояниях (активен и неактивен), то становится возможным использование функций алгебры логики для создания структуры, похожей по своим свойствам на биологический нейрон. Сети, построенные из таких «логических» нейронов, существуют и прекрасно используются для решения некоторых задач нейроинформатики, таких как:

- понимания смысла текста;
- извлечение знаний;
- моделирование чувственной сферы сознания

и т. д.

Однако эти структуры очень разнообразны по своему строению и принципу настройки, что делает невозможным создание универсальных алгоритмов для работы с этими сетями. Ниже приведены теоретические разработки, цель которых создать сеть для настройки, которой используются логические функции.

Любая логическая функция, за исключением инверсии, это функция от двух переменных, где переменные могут принимать значение 0 или 1. Таким образом, можно создать некий объект, который будет иметь два входа, а на выходе выдавать результат заданной логической операции над полученными с входов значениями (рис. 1).

Если поэкспериментировать с различными величинами на входах и логическими функциями, то мы увидим, что при одних комбинациях на выходе будет 1 (нейрон активирован), а при других 0 (нейрон не активирован).

Очевидно что, хотя наша модель еще очень проста, ее уже можно назвать искусственным нейроном. Но при попытке создать сеть из таких объектов начинают возникать некоторые трудности, например, если сеть состоит более чем из одного слоя, и в каждом слое более двух нейронов, становится невозможным соблюдение принципа, согласно которому все выходы нейронов одного слоя должны соединяться с входами всех нейронов следующего слоя. Для соблюдения этого принципа необходима модель, способная обрабатывать информацию более чем с двух входов. Эту проблему можно решить, создав некую структуру из имеющихся у нас объектов (рис. 2).



Рис. 1. Простейший логический элемент

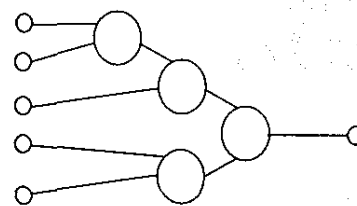


Рис. 2. Сеть из простейших логических элементов

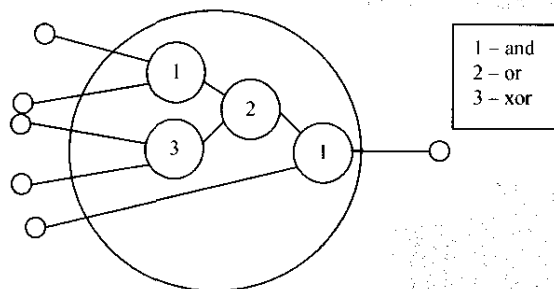


Рис. 3. Искусственный нейрон

В данном случае мы получили сеть, которая способна обработать сигнал с пяти входов. Легко представить что, наращивая количество элементов и изменяя порядок их соединения, можно получить сетевую структуру, которая может работать с любым числом входов. Модель, построенная таким образом, отвечает всем требованиям, предъявляемым к искусственному нейрону. Поэтому с этого момента под термином «искусственный нейрон» надо понимать сеть из логических элементов, число которых равняется $n - 1$, где n – количества входов конкретного нейрона (рис. 3).

Внутренняя структура нейрона представляет собой дерево и, по сути, является графом. Таким образом, если соединить уже существующие алгоритмы для работы с графами и способы воздействия на работу модельного нейрона, то мы получим довольно гибкий механизм настройки, который делает нашу модель хорошей альтернативой общепринятой.

Поступила в редакцию 17 октября 2006 г.

СТОХАСТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ РОСТА ПОПУЛЯЦИИ МИКРООРГАНИЗМОВ

© А.В. Карпенков

Karpenkov A.V. Stochastic model of growth of micro-organism population.

Хорошо известно, что кинетика роста популяций микроорганизмов отличается недостаточной воспроизводимостью экспериментальных данных, а макрокинетические зависимости – математические модели – низкой адекватностью. По нашему мнению, одной из важнейших причин, обуславливающих низкую воспроизводимую кинетических экспериментов, является фазовая гетерогенность популяции в начальный момент времени. Этот фактор является практически ненаблюдаемым из-за сложной технологии определения распределений клеток по фазам клеточного цикла. По нашим предварительным данным, не принятие во внимание этого фактора может приводить к различиям кинетических зависимостей порядка 20–30%.

Математическая модель, предназначенная для решения указанной проблемы, должна быть стохастической, т.е. даже в одинаковых условиях проведения вычислительного эксперимента она может воспроизводить различные кинетические зависимости.

Для правильной работы стохастической модели в определенной папке должен находиться текстовый файл, в котором указываются входные параметры. Например:

```
100 // Количество сгенерированных клеток
4 // Количество отрезков гистограммы
0 13 18 22 24 // Массив временных отрезков t
0 0 0 0,125 0,25 // Массив плотности распределения p
 $\sum t \times P(x) = 1$ , т.е. площадь гистограммы не должна превышать 1.
```

Особенности стохастической модели: в процессе работы модели идет наблюдение как за популяцией в целом, так и за клетками в отдельности: выбор опции, при которой будет учитываться неспособность некоторых клеток к делению и гибель клеток; выбор опции, при которой будет учитываться конечность питательного вещества; можно наблюдать как за графиком роста популяции, за распределением клеток по фазам и за концентрацией клеток в фазах в процессе работы модели.

Входные параметры стохастической модели:
 задание начального распределения клеток по фазам;
 задание начального количества клеток в популяции;
 задание временных отрезков, характеризующих длительность фаз.

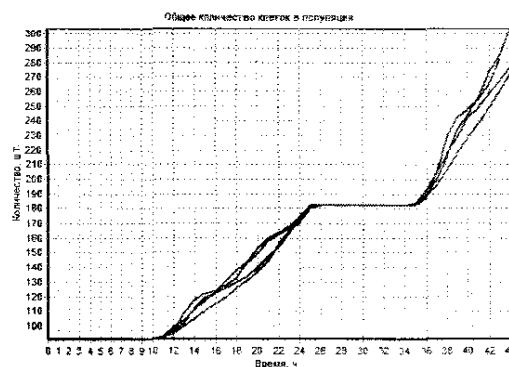


Рис. 1. Все клетки находятся в фазе G1

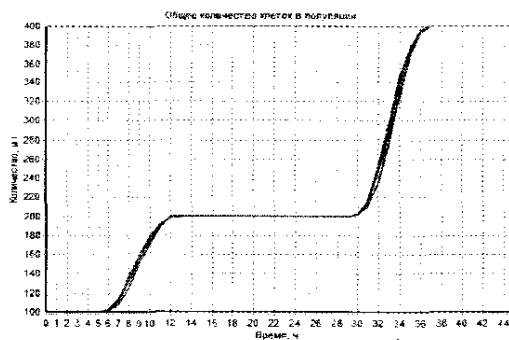


Рис. 2. Все клетки находятся в фазе S