

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/313858854>

# АЛГОРИТМЫ СИМУЛЯТОРА РАСТУЩЕЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ С ЭЛЕМЕНТАМИ САМООБУЧЕНИЯ

Conference Paper · November 2016

CITATIONS

0

READS

2

1 author:



[Aleksandr Maliavko](#)

Novosibirsk State Technical University

4 PUBLICATIONS 1 CITATION

[SEE PROFILE](#)

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



Methods of Learning for Spiking Neural Networks [View project](#)

**А.А. Малявко**, к.т.н., доцент, malyavko@vt.cs.nstu.ru

**А.А. Денисов**, магистрант, malyavko@vt.cs.nstu.ru

**А.Е. Морозов**, магистрант, malyavko@vt.cs.nstu.ru

Новосибирский государственный технический университет, Новосибирск, Россия

## **АЛГОРИТМЫ СИМУЛЯТОРА РАСТУЩЕЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ С ЭЛЕМЕНТАМИ САМООБУЧЕНИЯ**

*Аннотация:* В работе предлагаются алгоритмы симулятора нейронной сети, ориентированные на использование некоторых ее эффекторов в качестве источников для принятия решений по настройке, т.е. обучению, и перестройке структуры. Алгоритм предусматривает четыре варианта модификации сети – изменение параметров одиночных нейронов, изменение параметров межнейронных связей, добавление/удаление связей и добавление/удаление нейронов.

*Ключевые слова:* нейронная сеть, симулятор, самооценка, перестройка сети

## **ALGORITHMS GROWING NEURAL NETWORK SIMULATOR WITH SELF-LEARNING ELEMENTS**

**A.A. Maliavko**, Ph.D., assistant professor, malyavko@vt.cs.nstu.ru

**A.A. Denisov**, undergraduate student, trall48@yandex.ru

**A.E. Morozov**, undergraduate student, trall48@yandex.ru

Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russia

*Abstract:* In this paper we suggest algorithms of neural network simulator, oriented on use of some of its effectors as a source for making decisions about configuration, i.e. its learning and restructuring. Algorithm provides four network modification variants – changing parameters of single neurons, changing parameters of interneuron connections, creating or destructing connections between neurons, creating or removing neurons.

*Key words:* neural network, simulator, self-appraisal, network restructuring

Известно большое количество работ, посвященных исследованию растущих нейронных сетей. Среди них можно отметить: самоорганизующиеся нейронные карты [1], растущий нейронный газ [2], инкрементную нейрон-

ную сеть SOINN [3] и ее усовершенствованный вариант ESOINN [4], нейронное дерево [5] и многие другие. Подавляющее большинство подобных исследований посвящено созданию сетей для классификации объектов, которые после обучения используются в циклическом режиме: запуск – восприятие сигнала с входа – обработка – формирование выходного сигнала – останов.

В то же время известно, что биологические системы функционируют, взаимодействуют с внешним миром и самообучаются непрерывно [6,7]. Поэтому предпринимаются попытки создания их аналогов. Например, в [8] предлагается реализовать создание непрерывно функционирующей самообучаемой и самомодифицирующейся искусственной нейронной сети на основе механизма выработки ею аналога эмоций [9].

В данной работе предлагается один из возможных механизмов реализации симулятора нейронной сети, осуществляющего создание, настройку/обучение и перестройку ее структуры на основе решений, частично вырабатываемых самой сетью.

Пусть имеется нейронная сеть, содержащая  $n$  рецепторов одного типа, 2 рецептора другого типа и, аналогично,  $m$  эффекторов некоторого типа и 2 эффектора особого типа. Сигналы всех рецепторов и эффекторов градуированы по некоторой шкале. Предполагается, что воздействия на рецепторы первого типа могут привести путем распространения сигналов по нейронам сети, находящейся между рецепторами и эффекторами, к срабатыванию одного или нескольких эффекторов. Предполагается, что состояния и сигналы нейронов сети также градуированы.

Механизмы функционирования нейронов и сети в целом (или алгоритмы симулятора при компьютерном моделировании) таковы, что срабатывания эффекторов первого типа никак не изменяют ее параметры, но срабатывания эффекторов особого типа могут приводить к перестройке сети. Выход одного из этих эффекторов воспринимается симулятором, как степень «удовлетворенности» сети результатами обработки сигналов с входных рецепторов, выход второго, соответственно, – как степень «неудовлетворенности». В [8] такие эффекторы названы эмоциональными и предложено использовать их для выработки решений о перестройке сети. В силу того, что сигналы этих эффекторов (будем называть их самооценочными или просто оценочными) градуированы, возможна выработка нескольких различных сочетаний их состояния.

Предполагается, что воздействия учителя на рецепторы второго типа, предназначенные для организации обратной связи (обучения) одновременно используются для модификации параметров и/или перестройки нейронной сети. Один из этих рецепторов воспринимается симулятором как «наказание», второй – как «поощрение». В силу того, что эти рецепторы градуированы, возможен ввод различных сочетаний их состояний (например – «очень плохо» и одновременно «немного хорошо»).

Предлагаются алгоритмы симулятора, целью которых является формирование «с нуля» нейронной сети, нужным образом реагирующей на входные воздействия. Слова «нужным образом» относятся к точке зрения учителя сети на результаты ее работы. Учителем сети можно считать и того пользователя, который применяет обученный экземпляр сети для решения своих задач. Другими словами, обучение сети никогда не заканчивается. В любой момент времени на рецепторы «наказание/поощрение» учителем или пользователем могут быть поданы некоторые значения.

Термин «с нуля» в данном контексте означает, что в начальный момент времени в сети нет ни одного нейрона, соответственно нет ни одного пути передачи сигналов от рецепторов к эффекторам. Поэтому подача любого сочетания сигналов на любые входные рецепторы не приведет к появлению сигналов ни на одном эффекторе. Эта ситуация должна восприниматься симулятором как неудовлетворительно оцениваемая независимо от состояния рецепторов «наказание/поощрение».

Симулятор работает циклически. На каждой итерации цикла последовательно выполняются следующие шаги.

1. Формируется состояние всех входных рецепторов путем считывания очередной порции (фрейма) входных данных, подготовленной учителем, пользователем или внешней средой. До тех пор, пока не появятся новые данные на входе сети, симулятор в каждом цикле плавно снижает уровень значения каждого входного рецептора, обусловленный текущим фреймом входных данных. Темп снижения является одним из параметров симулятора, задаваемым учителем/пользователем. При наличии заранее подготовленного массива фреймов темп считывания их на вход сети определяется еще одним регулируемым параметром симулятора – минимальным количеством циклов симуляции сети между восприятием разных фреймов. При отсутствии такого массива сеть симулируется непрерывно независимо от наличия новых данных на входе.

2. Симулируются все имеющиеся нейроны сети, т.е. для каждого из них определяется вектор входных значений, вычисляется и запоминается значение функции активации. Все эти действия выполняются методом `step` класса симулятора нейрона. Симулятор сети циклически перебирает все нейроны и вызывает этот метод.

3. Формируются состояния эффекторов. Вычисляются новые, усредненные за весь период работы сети, значения сигналов оценочных эффекторов и рецепторов «наказание/поощрение». Каждое усредненное значение  $v_i$  вычисляется по формуле:

$$v_i = (v_{i-1} * (i-1) + v) / i,$$

где  $v$  – текущее значение эффектора/рецептора,  $i$  – номер цикла работы симулятора. Усреднение позволяет сгладить влияние резких изменений значений эффекторов/рецепторов на модификацию структуры сети, возможно, выполняемую в последующих шагах работы алгоритма. Вычисляются две по-

парные суммы взвешенных усредненных значений рецептора «наказание» с эффектором «неудовлетворенности» (назовем такую сумму общей оценкой «плохо») и рецептора «поощрение» с эффектором «удовлетворенности» (эта сумма далее будет называться общей оценкой «хорошо»). Веса рецепторов в начальный момент устанавливаются равными весам эффекторов и равными единице. Далее веса эффекторов в каждом цикле уменьшаются, если текущее значение «поощрения/наказания» выше, чем текущее значение «удовлетворенности/неудовлетворенности» и увеличиваются в противоположном случае. Величина изменения пропорциональна разнице соответствующих значений. Существуют минимальный (например – 0.1) и максимальный (например – 1.9) пределы величин весов, задаваемые в качестве параметров симулятора.

4. По совокупности общих оценок симулятор определяет необходимость и «масштаб» внесения изменений в нейронную сеть. Диапазон возможных значений общих оценок считается разбитым на поддиапазоны, каждому из которых соответствует определенный уровень (совокупность параметров) требуемых изменений [10]:

- A. Не требуется никаких изменений.
- B. Требуется изменение параметров отдельного нейрона (порог срабатывания, тип функция активации, коэффициенты функции активации, ...).
- C. Требуется изменение параметров существующих межнейронных связей (весов, задержек распространения сигнала, ...).
- D. Требуется изменение графа межнейронных связей.
- E. Требуется изменение количества нейронов и, соответственно, графа их связей.

Далее симулятор выполняет требуемые изменения сети независимо для каждого значения общих оценок «хорошо» и «плохо». Если согласно оценке «хорошо» нужно изменить параметры межнейронных связей, а согласно оценке «плохо» нужно добавить новый нейрон, то оба эти действия должны быть выполнены. Необходимо отметить, что при невозможности выполнить действия, соответствующие вычисленному поддиапазону общей оценки, осуществляется переход к действиям, соответствующим следующему поддиапазону по схеме B → C → D → E. Например, если согласно значению какой-либо оценки нужно модифицировать параметры межнейронных связей (случай C), а в сети еще нет ни одного нейрона, то в конечном итоге симулятор добавит один нейрон, т.е. выполнит действие E. Любая выполненная модификация запоминается в качестве транзакции. После выполнения следующего цикла симуляции проверяется, привела ли эта модификация к желаемому изменению значений общих оценок (уменьшению значения «плохо» и/или увеличению значения «хорошо»). Если нет, то транзакция откатывается, т.е. внесенные изменения отменяются. Заметим, что начения границ поддиапазонов задаются в качестве параметров симулятора и могут быть в принципе изменены в процессе работы сети.

4.А В этом случае симулятор просто возвращается к шагу 1.

4.В Модификация параметров одиночного нейрона требует вначале решения задачи адекватного выбора его из множества нейронов сети для предотвращения бесконечных изменений параметров одного и того же нейрона при повторных возникновениях случая В. Для этого класс нейрона должен обеспечивать хранение номера цикла, в котором параметры каждого экземпляра последний раз модифицировались и выдачу его по запросу. Симулятор просматривает все нейроны в поисках «самого старого». Цикл этого просмотра легко может быть совмещен с шагом 2.

Заметим, что при откате транзакций восстанавливается значение ранее модифицированного параметра, но экземпляр нейрона сохраняет момент применения этого изменения. Поэтому в случае отката следующей точкой применения аналогичной модификации будет другой экземпляр нейрона. Это обеспечивает быть может очень медленное, но тем не менее – направленное движение к цели, т.е. к уменьшению той составляющей оценки «плохо», которая вырабатывается самой сетью, и, соответственно, к увеличению такой же составляющей оценки «хорошо».

Заметим также, что результатом некоторых модификаций параметров нейрона по сути может стать его удаление из сети. Например, если в результате увеличения порог срабатываения достиг «бесконечного» значения, то нейрон далее просто не нужен и будет удален вместе со всеми его связями. Поэтому в пункте 4.Е описывается только добавление новых нейронов.

Далее симулятор для найденного экземпляра вызывает соответствующий метод класса нейрона и передает ему аргументы для модификации нужного параметра в нужную сторону.

4.С Модификация параметров межнейронных связей выполняется аналогичным образом. Точно так же, некоторые модификации параметров связей (например – уменьшение веса до нуля) могут приводить к их удалению. Поэтому в пункте 4.Д описывается только добавление новой связи.

4.Д Для добавления новой межнейронной связи должны быть найдены нейрон-источник и нейрон-приемник. В текущей версии симулятора реализуются такая процедура. Выявляется нейрон с низким порогом, но не сработавший в данном цикле. Он рассматривается как приемник для новой связи. Один из сработавших в этом цикле нейронов (в том числе – рецепторов), ранее не связанный с выбранным приемником, фиксируется в качестве источника. Создается новая связь с весом, достаточным для срабатывания приемника в следующем цикле. Этот алгоритм не препятствует возникновению обратных связей. Далее как обычно, в этих экземплярах нейронов фиксируются моменты времени. В следующем цикле возможен откат этой транзакции и последующий поиск другой пары «приемник-источник».

4.Е При добавлении нейрона кроме создания экземпляра выполняется неоднократное применение шага 4.Д для формирования нескольких входящих и нескольких исходящих связей этого нейрона. В текущей версии си-

мулятора, во-первых, для нового нейрона всегда создается ровно одна входящая и одна исходящая связь, и во-вторых – в качестве приемника исходящей связи всегда выбирается один из эффекторов. Другими словами, симулятор будет склонен создавать многослойную сеть.

Выполнение любой модификации сети завершается возвратом к шагу 1 с переходом к следующему циклу.

Предложенные в работе алгоритмы симулятора в настоящее время тестируются с целью выявления наиболее подходящих значений его параметров. В связи с тем, что объемы вычислений, выполняемых при самообучении растущей нейронной сети, оказались весьма значительными, предполагается реализация основных функций симулятора на графическом процессоре.

### Список литературы

1. Kohonen T. Self-organization and Associative Memory // Springer-Verlag, 1989.
2. Fritzke B., Wilke P. FLEXMAP – A neural network for the traveling salesman problem with linear time and space complexity // Proc. Of IJCNN-91, Singapore, 1991, 929.
3. Shen F., Hasegawa O. An incremental network for on-line unsupervised classification and topology learning // Neural Networks 19, 2006, 90-106.
4. Shen F., Ogura T., Hasegawa O. An enhanced self-organising incremental neural network for online unsupervised learning // Neural Networks 20, 2007, 893-903.
5. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of statistical learning // Springer-Verlag, 2008.
6. Anokhin P.K. Biology and neurophysiology of the condition reflex and its role in adaptive behavior. Oxford, Pergamon Press, 1974.
7. Hawkins J, Blakeslee S. On Intelligence. Times Books, 2004.
8. А.А.Малявко, А.В.Гаврилов. К вопросу о создании самообучающейся и самомодифицирующейся импульсной нейронной сети в качестве модели мозга. // Труды XIII Международной научно-технической конференции «Актуальные проблемы электронного приборостроения» АПЭП-2016. – Новосибирск, НГТУ, Том 9. - С. 66-69.
9. Гаврилов А.В. Эмоции, априорные знания и дружественное поведение робота. - Труды 11-ой национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2008 (г.Дубна, Россия). –М.: ЛЕНАНД, 2008. –Т.1. –С.410-419.
10. Денисов А. А., Коуров В.Ю. О возможных подходах к реализации растущих импульсных нейронных сетей // Перспективные методы и средства интеллектуальных систем: Материалы Всероссийского научно-практического семинара и школы молодых ученых. – Новосибирск: НГТУ, 2015. – С. 14-15.