ResearchGate

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: https://www.researchgate.net/publication/313219466

• • •

Article · December 2016

CITATIONS
0

READS
11

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:

Project

Methods of Learning for Spiking Neural Networks View project

All content following this page was uploaded by Aleksandr Maliavko on 02 February 2017.

The user has requested enhancement of the downloaded file. All in-text references underlined in blue are added to the original document and are linked to publications on ResearchGate, letting you access and read them immediately.

УДК 004.032.26

СТРУКТУРНАЯ И ФУНКЦИОНАЛЬНАЯ ОРГАНИЗАЦИЯ САМООБУЧАЕМОЙ САМОМОДИФИЦИРУЮЩЕЙСЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

© 2016 А.А. Малявко

Новосибирский государственный технический университет

Статья поступила в редакцию 29.10.2016

Рассматривается один из возможных подходов к созданию искусственной нейронной сети, способной в некоторой степени имитировать функционирование всего мозга, а не отдельных его функций, таких как распознавание образов или распознавание речи. Такая сеть должна быть способна самообучаться и самомодифицироваться в процессе работы. Предлагается возможная структура растущей самообучаемой нейронной сети и некоторые идеи алгоритмов ее формирования и начальной настройки.

Ключевые слова: *нейронная сеть, блочно-слойная структура сети, самообучение, самомодификация*

Известен обширный перечень работ, посвященных созданию растущих самообучающихся нейронных сетей, в том числе: самоорганизующиеся нейронные карты [1], нейронный газ [2], самоорганизующаяся инкрементная нейронная сеть SOINN [3] и ее усовершенствованный вариант ESOINN [4], растущие нейронные сети [5], нейронное дерево [6] и многие другие. Практически все эти работы посвящены созданию сетей, решающих задачи классификации объектов или подобные им. Такие сети после обучения предназначены для использования в циклическом режиме: сигнал на входе – обработка – формирование выходного сигнала – готовность к следующему циклу. В отличие от них биологические системы функционируют, взаимодействуют с внешним миром и самообучаются непрерывно [7, 8]. В работе [9] предлагается реализовать создание непрерывно функционирующей самообучаемой и самомодифицирующейся (SLSM от Self-Learning Self-Modification) искусственной нейронной сети на основе механизма выработки аналога эмоций [10]. В данной работе рассматриваются вопросы структурной организации, способы выявления специализации составных частей, а также некоторые алгоритмы формирования, начальной самоорганизации и выявления «эмоциональных» центров непрерывно функционирующей самообучаемой самомодифицирующейся нейронной сети.

1. Структурная организация SLSM сети. Структурная организация искусственной нейронной сети, способной (хотя бы в некоторой степени) имитировать функционирование всего мозга, а не отдельных его функций, таких как распознавание образов или распознавание речи, должна быть обусловлена ее требуемым функционалом. Для того, чтобы быть аналогом биологической системы, SLSM-сеть должна быть способна:

- непрерывно воспринимать несколько разнотипных совокупностей входных сигналов – аналогов органов чувств;
- формировать несколько разнотипных совокупностей выходных сигналов – аналогов действий организма, управляемого мозгом (движения, речь);
- самообучаться – изменять реакцию на входные воздействия в результате восприятия и обработки определенных последовательностей входных сигналов;
- самомодифицироваться – изменять свое внутреннее устройство также в результате восприятия некоторых последовательностей входных сигналов.

Термины «самообучение» и «самомодификация» понимаются здесь в следующем смысле: и то, и другое есть свойства сети формировать различную реакцию на один и тот же входной сигнал до и после восприятия некоторой входной последовательности. Под самообучением понимается изменение значений некоторых параметров существующих нейронов (таких как веса входов, порог срабатывания, вид/форма выходного сигнала, и т.д.) с сохранением их количества и графа межнейронных связей, выполняемое в результате срабатывания определенных нейронов. Под самомодификацией понимается как раз изменение структуры межнейронных связей или добавление новых нейронов с новыми связями, выполняемое опять-таки в результате срабатывания определенных нейронов.

Сеть, обладающая такими свойствами, может рассматриваться как модель субъекта, непрерывно взаимодействующего с внешним миром,

Малявко Александр Антонович, кандидат технических наук, доцент. E-mail: malyavko@vt.cs.nstu.ru

имеющего некоторые собственные цели и реализующего определенное поведение. Первые два свойства обеспечивают взаимодействие сети с внешним миром. Самообучение и самомодификация являются предполагаемой базой возникновения целей и поведения сети в результате накопления «опыта» взаимодействия с внешним миром.

Суть самообучения и самомодификации состоит в том, что при компьютерном моделировании (симуляции) сети роль внешних алгоритмов симулятора должна быть минимальной и сводиться только к реализации решений, вырабатываемых самой сетью. Каждое такое решение должно вызывать:

- либо изменения весов связей или порога срабатывания одиночного нейрона;
- либо модификацию межнейронных связей одиночного нейрона;
- либо добавление одного нового нейрона (и, соответственно, его связей как по входам так и по выходам).

Вынесение «решающей» части процесса обучения из симулятора в функции самой сети нацелено на будущее обеспечение принципиальной возможности сугубо аппаратной реализации самообучаемой / самомодифицирующейся нейронной сети. Это позволяет рассчитывать на невысокий уровень сложности аппаратуры, осуществляющей модификацию параметров отдельных нейронов и сети в целом. С этими же целями будущей аппаратной реализации будем предполагать, что все нейроны сети обладают одинаковым в принципе функционалом, но могут быть специализированы за счет:

- реализации разного количества входов (аналогов дендритов);
- структуры связей дендритов с выходами (аксонами) других нейронов;
- различных наборов весов входов;
- различных значений порогов срабатывания;
- различных значений интервалов времени восстановления нейрона после срабатывания;
- других возможных параметров.

Именно специализация в разных ее формах и обеспечивает потенциальную возможность обучения искусственной нейронной сети. Очевидно, что любое сколь угодно большое количество искусственных нейронов, имеющих совершенно одинаковые входные связи и совершенно одинаковую функцию реакции на значения входных сигналов, будут вырабатывать совершенно одинаковые выходные сигналы, т.е. попросту дублировать друг друга. Все такие нейроны могут быть объединены в один (или все кроме одного удалены) без изменения функциональности сети. Следовательно, в обученной сети нейроны должны попарно различаться значением хотя бы одного из их параметров.

Некоторые формы специализации должны (или могут) быть заложены на самом раннем этапе создания SLSM-сети путем формирования:

- нескольких (по количеству «органов чувств») слоев нейронов, воспринимающих сигналы из внешнего мира;
- нескольких (по количеству «исполнительных механизмов») слоев нейронов, формирующих реакцию сети;
- одного или нескольких слоев «обрабатывающих» нейронов, обычно называемых скрытыми.

Для каждого типа входных воздействий («органа чувств») может быть сформирован блок слоев, структура связей которого отражена на рис. 1. Слой с номером *i* образуют те и только те нейроны, для которых минимальная длина пути от входа в ориентированном графе межнейронных связей равна в точности *i*. Ясно, что входной слой имеет номер 0. Слой 1 образуют нейроны, один из входов которых прямо связан с выходом какого-либо нейрона входного слоя и т.д.

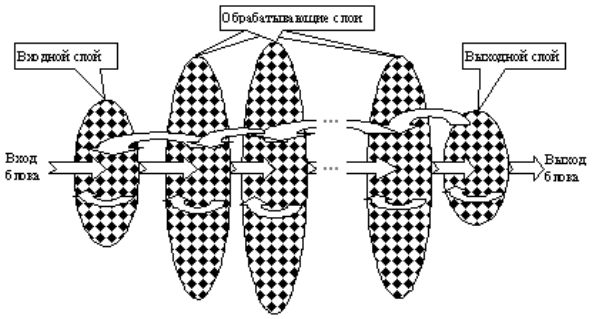

Рис. 1. Структура и связи блока слоев

Необходимо отметить, что по аналогии с устройством мозга (во всяком случае, на основе известных данных [7, 8]):

1. Нейроны входного слоя также должны участвовать в общей работе блока, т.е. получать кроме внешних сигналов еще и сигналы от нейронов обрабатывающих слоев (а возможно – от других нейронов входного слоя и/или от выходных нейронов).
2. Нейроны выходного слоя также должны участвовать в функционировании блока и, соответственно, их выходы могут быть связаны с входами нейронов любых других слоев блока.
3. Нейроны обрабатывающих слоев обеспечивают преимущественно «направленное» продвижение и обработку информации от входных слоев к выходным. При этом в обрабатывающих слоях могут (а вероятнее всего – должны) реализовываться и внутренние и обратные связи.
4. Количество обрабатывающих слоев блока может быть в диапазоне 3-5.

Начальный граф межнейронных связей (и их веса) всех слоев блока, включая межслойные связи, при создании сети может формироваться по-разному. Одним из возможных способов является случайное образование связей в расчете на последующие обучение и самообучение сети. Случайность в определенных пределах может быть управляемой (например, путем задания процентного соотношения количества внутрислойных связей к межслойным). Очевидно, что только этих трех вышеперечисленных форм специализации нейронов (входные, обрабатывающие и выходные), не может быть достаточно для того, чтобы реализовать самообучение и самомодификацию сети. Эти свойства сети не могут возникнуть без участия внешнего мира, т.е. без учета его реакции на результат обработки сетью совокупностей входных сигналов.

Целью самообучения и самомодификации является выработка «поведения» сети, в каком-либо смысле «устраивающего» как саму сеть, так и внешний мир (в качестве которого может быть создатель сети, ее учитель, ее партнеры, или все они, но на разных стадиях ее существования). Единственным известным способом передачи реакции внешнего мира субъекту для обучения является механизм «наказание/поощрение». В качестве канала для реализации этого механизма в SLSM-сети можно либо выделить один из «органов чувств» сети в целом, либо предназначить некоторые сочетания значений входных сигналов какого-либо из «органов чувств». Заметим, что второй подход превалирует в реальном мире (при обучении человека такими каналами являются воздействия особого вида на все или на некоторые органы чувств: «погладить-ударить» или «похвалить-отругать»). При создании самообучаемой/самомодифицирующейся нейронной сети имеет смысл (по крайней мере, на начальном этапе работы над такими сетями) использовать первый подход, т.е. образовывать специальный «орган чувств» в качестве канала «наказание/поощрение».

Таким образом, в составе SLSM-сети изначально должен быть образован управляющий блок нейронов, входной слой которого воспринимает сигналы наказания/поощрения. Далее в этом блоке имеется несколько обрабатывающих слоев, нейроны которых по входам связаны со всеми остальными блоками/слоями сети. И, наконец, управляющий блок должен иметь выходной слой, нейроны которого не выдают сигналы во внешний мир. Активация этих нейронов по сути дела эквивалентна возникновению «эмоций» [10] удовлетворенности или, наоборот, неудовлетворенности сети своей собственной деятельностью. На возникновение «эмоций» могут влиять также сигналы наказания/поощрения. Масштаб или сила «эмоций» может измеряться по-разному (например – степенью возбуждения соответствующих нейронов) и в разной степени отражаться на поведении симулятора сети.

Укрупненная структура SLSM-сети в виде набора блоков и их связей при наличии двух различных «органов чувств» (вход 1 и вход 2), одного канала «наказание/поощрение» и одного «исполнительного механизма» (выход) может быть такой, какая показана на рис. 2.

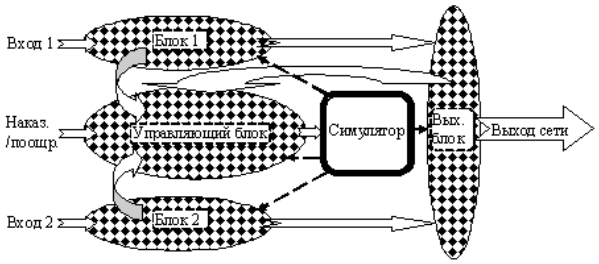

Рис. 2. Укрупненная возможная структура SLSM-сети

Такая структура в принципе может являться основой SLSM-сети, но только если будут должным образом настроены все ее нейроны и межнейронные связи, т.е. выполнена функциональная специализация элементов сети. Выше отмечалось, что некоторые виды специализации закладываются в момент начального формирования структуры, когда устанавливаются связи входов и выходов сети с нейронами входных и соответственно выходных слоев.

2. Формирование специализации элементов структуры SLSM-сети. Все прочие формы специализации нейронов самообучаемой самомодифицирующейся нейронной сети должны возникнуть в процессе ее работы. Среди них наибольшую важность имеют центры возникновения эмоций. Выделим два вида эмоций:

1. «Выработан ответ» – положительная эмоция, означающая, что обрабатывающий блок сети сформировал некоторую реакцию на входное воздействие.
2. «Хороший ответ»/«Плохой ответ» – положительная или отрицательная эмоция, означающая оценку качества управляющим блоком реакции, выработанной обрабатывающим блоком.

В связи с тем, что нет возможности целенаправленно сформировать структуру связей SLSM-сети с гарантированным точно известным заранее местом расположения центров этих эмоций, предлагается алгоритм их выявления в процессе «предобучения». Будем предполагать, что сеть состоит из классических потенциальных нейронов с такой функцией срабатывания, при которой текущее состояние нейрона определяется значениями его входов, их весами и порогом

срабатывания. После формирования сеть запускается при некотором случайном начальном состоянии возбуждения нейронов обрабатывающих слоев, не подавая никаких данных на вход. Далее сеть функционирует (при компьютерной реализации симулируется) постоянно независимо от того, изменяются или нет состояния ее входов. С этого начинается стадия выявления потенциально возможного местоположения центра эмоции «Выработан ответ». Из самых общих соображений предположим, что этот центр должен будет располагаться в предпоследнем по отношению к выходу сети слое.

Обозначим через n количество слоев в блоках сети, равное минимальной длине пути от входа к выходу по ориентированному графу межнейронных связей. Одним тактом работы сети будем называть процесс симуляции всех ее нейронов. Условным циклом работы сети будем считать n тактов, в течение которых входной сигнал может распространиться до выходного слоя. Симулятор сети в каждом цикле отслеживает возбужденные и невозбужденные нейроны и в течение некоторого количества k циклов (для определенности положим $k = n \ldots 2*n$) легко может обнаружить один из трех принципиально различающихся сценариев развития событий.

1. В течение каждого цикла срабатывают все нейроны всех обрабатывающих слоев сети – перевозбуждение.
2. Количество сработавших нейронов постоянно уменьшается и через некоторое количество циклов в сети не остается ни одного возбужденного нейрона – вырождение.
3. В сети циркулируют потоки возбуждений в некоторых нейронных «петлях» аналогично тому, как это видимо происходит в естественной нейронной сети. В предпоследнем слое существует один (а желательно – несколько) нейронов, не сработавших ни разу. Один из этих нейронов потенциально может стать центром эмоции «Выработан ответ».

Устойчивое обнаружение первого или второго сценария является основанием для соответствующей корректировки (увеличения при первом сценарии и уменьшения при втором) порога срабатывания одного из нейронов предпоследнего слоя – наиболее возбужденного при первом сценарии и наименее близкого к возбуждению – при втором. Вместо корректировки порога срабатывания может быть выполнено обратное изменение веса связи такого нейрона (при первом сценарии – уменьшение для связи, внесшей наибольший взнос в срабатывание, при втором – увеличение для связи, внесшей наименьший взнос, в результате чего нейрон не возбудился). После корректировки параметров избранного нейрона во втором сценарии сеть перезапускается, в первом просто продолжается симуляция. Момент времени (номер такта работы сети) запоминается в параметрах нейрона.

Следует уточнить, что перевозбуждение и вырождение могут быть ликвидированы симулятором в каждом слое каждого блока сети. Только после устойчивого выявления третьего сценария работы сети на протяжении достаточно большого количества циклов симулятор может перейти к следующей стадии – выявлению центра эмоции «Выработан ответ». В этот момент фиксируются все нейроны – потенциальные центры этой эмоции.

Для этой стадии может быть предложено несколько вариантов реализации алгоритмов симулятора, внешне похожих на алгоритмы обучения обычных нейронных сетей. Рассмотрим один из таких алгоритмов. Процесс выявления центра эмоции состоит из двух этапов, выполняемых для каждого обрабатывающего блока. Первый этап выполняет поиск возможно нескольких кандидатов в центры эмоции среди потенциальных центров. Второй этап обеспечивает окончательный выбор одного из кандидатов в качестве искомого центра. Оба этапа работают циклически до тех пор, пока результат не будет достигнут. Имеется несколько пар наборов входных и ожидаемых выходных данных.

На первом этапе симулятор произвольным образом выбирает одну пару и подает входной набор на вход сети. Начиная с n–го такта после этого момента симулятор проверяет состояния потенциальных центров эмоции «Выработан ответ» и сравнивает поэлементно состояния выходных нейронов с соответствующими значениями из ожидаемого набора выходных данных (формирует списки «хороших» и «плохих» нейронов). Возможны четыре ситуации.

1. Ни один из потенциальных центров не возбужден, выход не совпадает с ожидаемым. Выбирается один из «плохих» выходных нейронов, дольше всего не подвергавшийся корректировке, модифицируется один из его параметров и процесс повторяется. При выборе нейрона для корректировки может применяться метод обратного распространения ошибки, если все «плохие» нейроны уже подвергались корректировке параметров в процессе обработки текущей пары.
2. Возбуждены (сработали) один или несколько потенциальных центров, но выход сети не совпадает с ожидаемым. Как и в ситуации 1 корректируются параметры одного из «плохих» выходных нейронов. Проверяется наличие связей от этого нейрона к сработавшим потенциальным центрам эмоции. При отсутствии такой связи корректируется порог срабатывания или веса входов сработавшего потенциального центра, таким образом, чтобы уменьшить вероятность его повторного

срабатывания при том же самом входном наборе данных. Процесс повторяется.

3. Ни один из потенциальных центров не сработал, но выход сети совпадает с ожидаемым. Корректируются в сторону увеличения вероятности срабатывания параметры одного из потенциальных центров эмоции, дольше всего не затронутого изменениями и процесс повторяется.

4. Сработали один или несколько потенциальных центров эмоции и выход сети совпадает с ожидаемым. Если не все пары входных и ожидаемых выходных наборов данных обработаны, то симулятор фиксирует сработавшие нейроны (потенциальные центры) в качестве вероятных кандидатов, отмечает текущую пару данных в качестве полностью отработанной, и переходит к следующей паре наборов данных, процесс продолжается. Если же перебраны все пары, то из всех вероятных кандидатов выбирается нейрон, для которого срабатывание в качестве центра эмоции было зафиксировано максимальное количество раз (при наличии нескольких таких нейронов выбор осуществляется случайным образом). Если количество срабатываний выбранного центра эмоции меньше количества обработанных пар, то симулятор переходит ко второму этапу.

На этом этапе выполняется повторный перебор тех пар входных и ожидаемых выходных данных, для которых выбранный эмоциональный центр не сработал при выполнении первого этапа. Модифицируются параметры этого нейрона и, возможно, его входных нейронов, не подвергавшиеся корректировке на первом этапе. Процесс продолжается до тех пор, пока для всех пар наборов данных не будет обеспечено срабатывание эмоционального центра «Выработан ответ» данного обрабатывающего блока. Аналогичным образом может быть реализован алгоритм выявления эмоций «Хороший ответ»/«Плохой ответ» для управляющего блока.

После завершения стадий выявления эмоциональных центров их срабатывание будет использоваться симулятором следующим образом:

Возникновение эмоции «Выработан ответ» вызывает передачу состояния нейронов выходного слоя на физические выходы сети.

Возникновение эмоции «Хороший ответ» приводит к усилению (закреплению) влияния параметров нейронов обрабатывающего блока, участвовавших в выработке этого ответа, на выходные нейроны.

Возникновение эмоции «Плохой ответ» приводит к ослаблению влияния параметров нейронов обрабатывающего блока, участвовавших в выработке этого ответа, на выходные нейроны или, наоборот, к усилению (закреплению) влияния параметров нейронов обрабатывающего блока, не участвовавших в выработке этого ответа, на выходные нейроны. В тех случаях, когда возможности такого усиления окажутся исчерпаны (например – при достижении значения порогов срабатывания или весов связей предельных значений для той цепи возбуждения нейронов, которая приводит к выработке оцениваемой реакции), симулятор должен выполнить добавление новых нейронов в качестве цепей выработки другой реакции. Точные алгоритмы этих операций еще только предстоит разработать.

3. Программное обеспечение для экспериментов с SLSM-сетями. Для исследований в области функционирования потенциально SLSM-сетей разработан программный комплекс на языке C++, основными функциями которого являются:

1. Формирование нейронной сети заданной структуры. Конфигурация сети описывается исследователем в виде конфигурационного *xml*-файла, содержащего количество и параметры блоков сети, количество и параметры слоев каждого блока, количества связей нейронов каждого слоя с нейронами других слоев, параметров нейронов каждого слоя. Параметры записываются в качестве атрибутов и определяют:

- для блока – тип блока (обрабатывающий/управляющий), номер блока, необязательно – параметры нейронов блока, наследуемые в случае, если они не переопределяются во вложенных структурах; пример вида тега, определяющего блок: *<block type = "work" no = '1' minWeight = '-50' maxWeight = '50' minTHold = '75' maxTHold = '200'>*
- для слоя – тип слоя (входной, обрабатывающий, выходной), номер слоя, начальное количество нейронов в слое, необязательно – параметры нейронов слоя; пример вида тега, определяющего слой: *<lay no = "0" type = "input" qty = "512" minTHold = '100' maxTHold = '220'>*
- для связей – с каким блоком (если не указано, считается, что связи внутри текущего блока), с каким слоем и с каким количеством нейронов связан по входам каждый нейрон текущего слоя; количества связей задаются в виде границ диапазона, связи каждого нейрона формируются случайным образом; пример вида тегов, определяющих связи нейронов слоя с другим слоем: *<links fromLay = "6" min = "11" max = "18" />*
  <links fromBlock = '1' fromLay = "0" min = "8" max = "24" />

К параметрам нейронов в данной реализации относятся минимальное и максимальное значения весов связей и минимальное/максимальное значение порога срабатывания. Параметры каждого нейрона генерируются случайным образом в пределах заданных границ и вместе со списком связей передаются конст-

руктору класса «Neuron» для создания экземпляра нейрона.

2. Симуляция работы нейронной сети с формированием и сохранением лог-файлов ее работы. Степень детальности событий в сети может быть различной. Симулятор может работать в нескольких режимах – последовательном, параллельном многопоточном (OpenMP), параллельном с использованием графических процессоров (OpenCL). При симуляции сети вся история возбуждений нейронов сохраняется в лог-файлах, что позволяет впоследствии ее анализировать и принимать решения по направлениям дальнейшей работы с сетью.

3. Сохранение текущего состояния нейронной сети в файле на диске. В понятие состояния входят: количества нейронов в слоях и блоках, связи каждого нейрона совместно с их весами, текущие внутренние параметры каждого нейрона. Состояние сети сохраняется в одном из двух выбираемых представлений – бинарном или текстовом.

4. Восстановление состояния сети в оперативной памяти симулятора из сохраненного на диске образа для продолжения ее симуляции.

В настоящее время с использованием этого программного комплекса ведутся эксперименты по формированию структуры и выявлению специализации нейронов для сети, содержащей порядка 100000 нейронов с использованием многоядерных компьютеров, оснащенных графическими процессорами NVIDIA Quadro K5200, NVIDIA Quadro 5000 и AMD Radeon HD 6900.

Выводы: предложены способы формирования начальной структуры и некоторые алгоритмы начальной настройки самообучаемой самомодифицирующейся нейронной сети. Разработан инструментальный программный комплекс, реализующий эти способы и алгоритмы. Выполняются эксперименты по созданию прототипа самообучаемой самомодифицирующейся нейронной сети.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. *Kohonen, T.* Self-organization and Assotiative Memory. – Springer-Verlag, 1989. 312 p.
2. *Fritzke, B.* FLEXMAP – A neural network for the traveling salesman problem with linear time and space complexity / *B. Fritzke, P. Wilke* // Proc. Of IJCNN-91, Singapore, 1991. P. 929.
3. *Shen, F.* An incremental network for on-line unsupervised classification and topology learning / *F. Shen, O. Hasegawa* // Neural Networks. 2006. V. 19. P. 90-106.
4. *Shen, F.* An enhanced self-organising incremental neural network for online unsupervised learning / *F. Shen, T. Ogura, O. Hasegawa* // Neural Networks. 2007. V. 20. P. 893-903.
5. *Каширина, И.Л.* Применение растущей нейронной сети для решения квадратичной задачи о назначениях // Вестник ВГУ, серия: Системный анализ и информационные технологии. – Воронеж, Изд-во ВГУ. 2007. № 1. С. 45-49.
6. *Hastie, T.* The Elements of statistical learning / *T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman*. – Springer-Verlag, 2001. 535 p.
7. *Anokhin, P.K.* Biology and neurophysiology of the condition reflex and its role in adaptive behavior. Oxford, Pergamon Press, 1974. 576 p.
8. *Hawkins, J.* On Intelligence / *J. Hawkins, S. Blakeslee*. – Times Books, 2004. 272 p.
9. *Maliavko, A.A.* Towards Development of Self-Learning and Self-Modification Spiking Neural Network as Model of Brain / *A.A. Maliavko, A.V. Gavrilov* // 13th International Scien.-Techn. Conf. on Actual Problems of Electronic Instrument Engineering APEIE-2016. – Novosibirsk, NSTU. 2016. V. 1, Part 2. P. 461-463.
10. *Gavrilov, A.V.* Emotions and a priori Knowledge Representation in Artificial General Intelligence // Proc. of Int. Conf. on Intelligent Information and Engineering Systems INFOS-2008. Varna, Bulgaria, June 23-July 03, 2008; in book: “Intelligent Technologies and Applications” of Int. Book Series “Information Science and Computing”, ITHEA, Bulgaria, 106-110.

STRUCTURAL AND FUNCTIONAL ORGANIZATION OF SELF-MODIFYING, SELF-LEARNING NEURAL NETWORK

© 2016 A.A. Malyavko

Novosibirsk State Technical University

One of the possible approaches to the creation of artificial neural network capable to some degree mimic the functioning of the entire brain, rather than its individual features, such as image recognition and speech recognition. Such a network should be able to educate themselves and modifying self during operation. It offers the possibility to structure the growing self-organizing neural networks and algorithms of its formation and initial setup.

Key words: *neural network, block-layer structure, self-learning, self-modification*

Alexander Malyavko, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor. E-mail: malyavko@vt.cs.nstu.ru

View publication stats