



Литература

1. Node.js. – Режим доступа: <https://nodejs.org/en/>
2. npm. – Режим доступа: <https://www.npmjs.com/>
3. Минификация. – Режим доступа:
<https://ru.wikipedia.org/wiki/Минификация>
4. Gulp. – Режим доступа: <http://gulpjs.com/>
5. Webpack. – Режим доступа: <https://webpack.github.io/>

А.М. Ольшанский, А.В. Игнатенков

О НЕКОТОРЫХ СВОЙСТВАХ МНОГОСЛОЙНОЙ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ С ПЕРЕМЕННОЙ ПРОВОДИМОСТЬЮ СИГНАЛА

(ФГБОУ ВПО «Самарский государственный университет путей сообщения, ОАО «Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт информатизации, автоматизации и связи на железнодорожном транспорте»)

Рассмотрим многослойную искусственную нейронную сеть с переменной проводимостью сигнала (далее – сеть), на вход которой поступает определенный вектор и на выходе снимается значение ответа сети. Сеть служит для построения графика движения поездов на двухпутном участке железнодорожной сети с рядом ограничений [3]. Цель настоящей работы - проанализировать некоторые формальные свойства указанной сети. Одной из предпосылок к созданию этой работы явился нестационарный и нелинейный характер поведения функции ошибки сети (см. рис. 1-2).

Замечено, что её поведение может быть описано следующим образом:

1. Автокорреляционная функция первого порядка свидетельствует о том, что ярко выраженного тренда нет, незначительное преобладание сигнала с периодом 3 единицы и наличие ряда уровней корреляции в районе 0.5-0.562 не позволяет сделать вывод о выраженной периодичности сигнала ошибки сети. Наличие уровней корреляции, которые по своей величине превышают уровень, которым можно пренебречь, не позволяет подтвердить предположение о марковском характере случайного процесса.

2. Периодограмма на рис. 2 также содержит в себе значительное количество частот с высоким значением спектральной плотности, что говорит о том, что нет ярко преобладающих гармоник, объясняющих большую часть периодической составляющей ряда.

Таким образом, налицо нелинейный хаотический характер поведения функции ошибки сети.

Авторы полагают, что подобный режим образовался в силу следующих положений. Поведение функции ошибки сети в общем зависит от поведения следующих её элементов:

1. Нейроны в каждом слое
2. Связи нейронов между слоями сети и между нейронами одного слоя

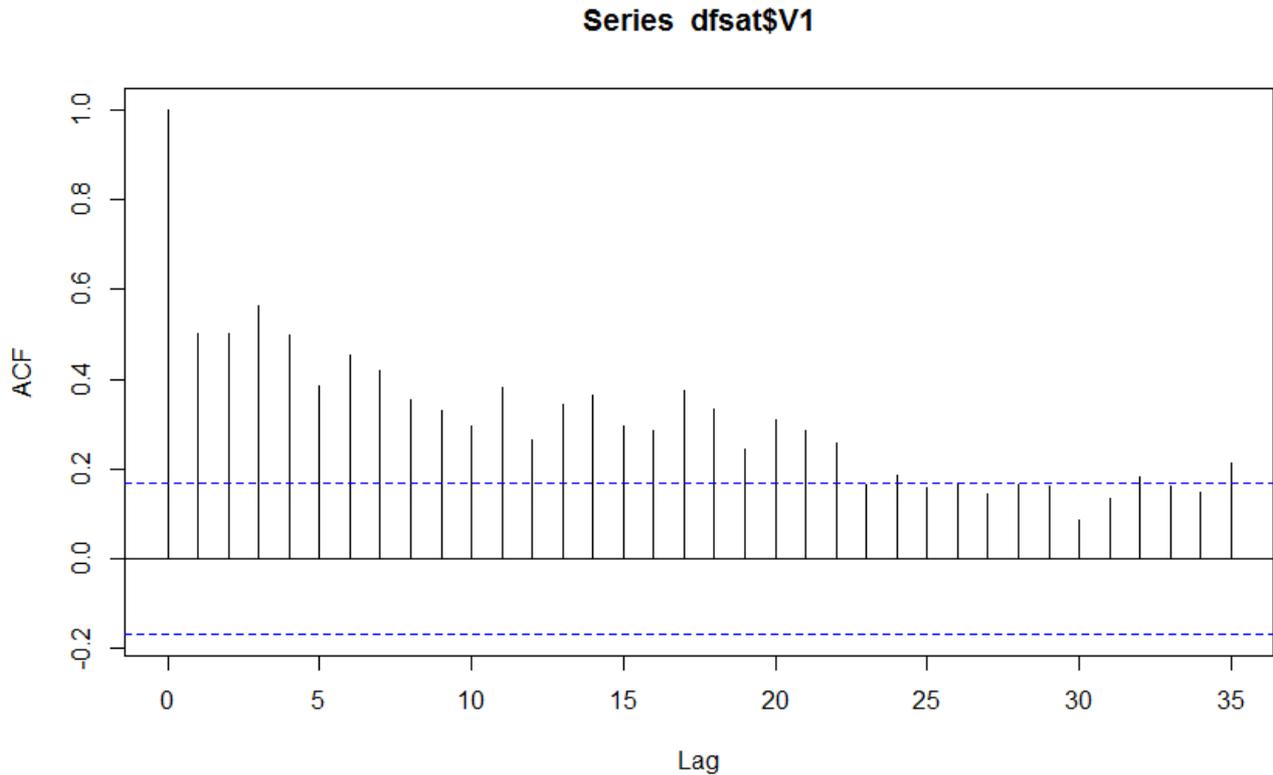


Рисунок 1 – Автокорреляционная функция динамики ошибки при сошедшейся нейронной сети

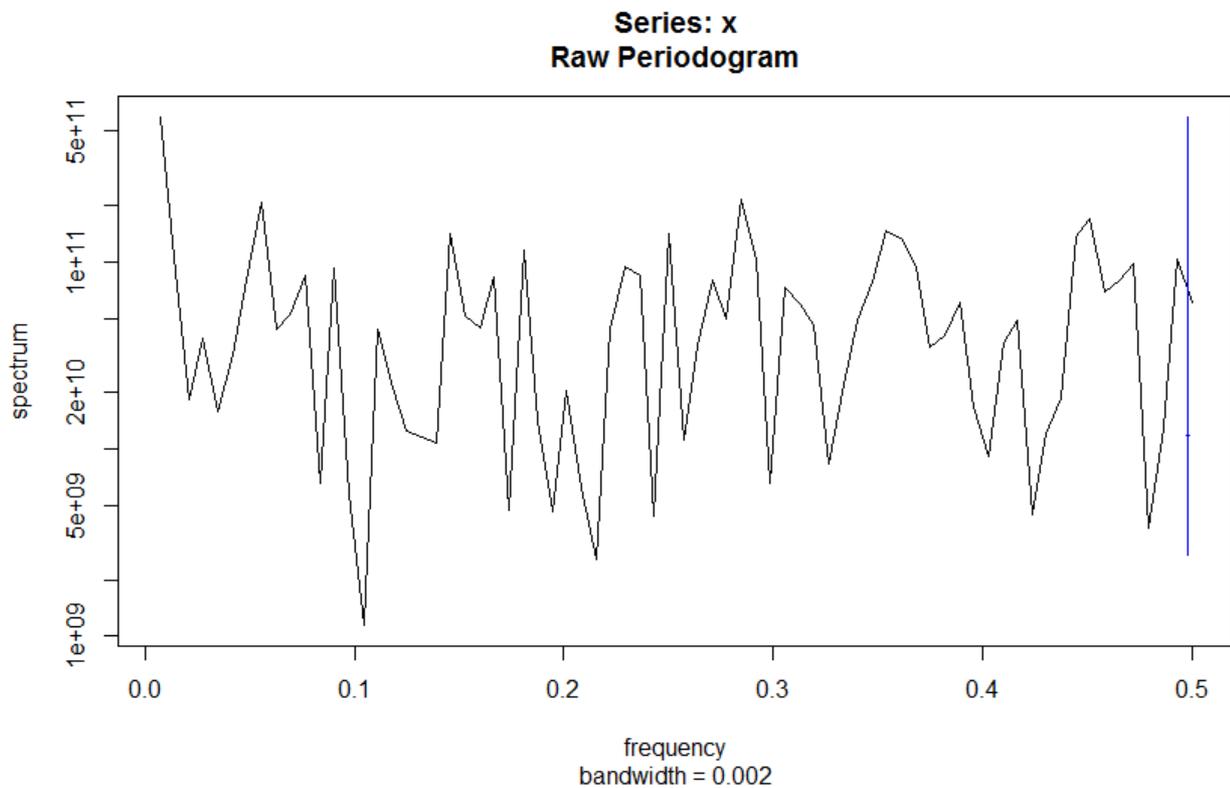


Рисунок 2 – Периодограмма функция динамики ошибки при сошедшейся нейронной сети



В основе сети лежит своеобразная двумерная решетка со специфическим расположением связей между нейронами. Рассматриваемая сеть относится к такой группе сетей, для которых пространственное положение нейронов в карте входных образов является индикатором встроенных признаков, содержащихся во входных примерах.

Входом сети является вектор времен (t_1, \dots, t_n) отправления поездов, что означает старт продвижения импульсов по нейронам, а выходом – некоторый набор времен (t_1^*, \dots, t_n^*), то есть набор моментов времени окончания прохождения сигналов по нейронам. Совокупность входного и выходного наборов образуют вполне конкретный график движения поездов, который можно считать неявно содержащимся ответом сети на входное воздействие. Это позволяет установить определенную преобразовательность между самоорганизующимися картами Кохонена и рассматриваемой сетью.

Как и сеть Кохонена, рассматриваемая сеть относится к такой категории сетей, для которых правила адаптации сети описываются правилом функционирования одного нейрона. Это позволяет задействовать некоторые физически и программно реализуемые принципы извлечения признаков с помощью слоев нейронов. Согласно одному из этих принципов, вычислительные отображения являются кирпичиком в инфраструктуре обработки информации системы. Таким образом, происходит преобразование входных сигналов в пространственно кодированные распределения вероятности прохождения сигнала именно в конкретном нейроне. Эти вероятности представляют собой вычисленные узлами решетки сети значения относительных максимумов некоторой активности сети[1].

Для нашего случая в качестве одного из параметров выступает время, выраженное не прямо, а через X-координату. Место (слой, символизирующий станцию), выражается через Y-координату. Такое представление с учетом множества допустимых слоев и условий, позволяющих осуществить связь одного нейрона с другим, дают право считать рассматриваемую сеть расширенным обобщением модели Уилшоу-ван-дер-Мальсбурга[2].

В сети Уилшоу-ван-дер-Мальсбурга, как и в рассматриваемой сети, размерность входного и выходного векторов равны.

Отличия сети от модели Уилшоу-ван-дер-Мальсбурга заключаются:

1. В произвольном числе слоев сети
2. В правилах расчета значений нейронов на основе максимального значения веса. В рассматриваемой сети выбирается максимальным один компонент скалярного произведения $w^T X$, где X – входной вектор из 1 и 0, а w^T – вектор весов связей у активного нейрона. В ходе обучения данный компонент максимизируется.
3. В механизме корректировки активности нейронов, который не использует применяемые в сети Уилшоу-ван-дер-Мальсбурга правила определения геометрической близости нейронов по их активности.
4. Откликом рассматриваемой сет является индекс победившего нейрона, определяющий его X-координату в слое.



В целом для рассматриваемой сети можно выделить все классические этапы, открытые Кохоненом:

- этап конкуренции, реализованный в виде стратегии поиска связи с максимальным весом;
- этап кооперации, в котором ширина промежутка вокруг нейрона-победителя определяется как функция от величины ошибки сети (и последовательно сужается с увеличением номера эпохи обучения);
- этап синаптической адаптации, реализуемый корректировкой весов.

Таким образом, в рассматриваемой сети проявляются все родовые особенности самоорганизующихся карт. Однако этап синаптической адаптации, в отличие от сетей Кохонена и Уилшоу-ван-дер-Мальсбурга, содержит в себе 2 режима:

- нормальное обучение, учитывающее возникающие коллизии между прохождением сигналов.
- обучение, в некоторой степени противоположное нормальному обучению.

Коснемся вопроса оценки устойчивости функционирования рассматриваемых сетей.

С одной стороны, величина окрестности вокруг нейрона-победителя зависит от функции ошибки и номера эпохи обучения. Максимум функции ответа нейрона за счет выбора правил конкуренции достигается в нейроне-победителе. Это не противоречит допущениям, которые закладываются в положения сходимости самоорганизующихся карт. С другой стороны, влияние нейрона-победителя на соседние нейроны определяется тем, что в полосе шириной $|e|$ нейроны исключаются из решетки. При этом латеральных связей в классическом понимании Кохонена в рассматриваемой сети не содержится.

Хайкин указывает, что для сетей, которые обладают гарантированной сходимостью, необходимо, чтобы происходило топологическое упорядочение пространства и приводит различные алгоритмы для этого [2, с.584]. Если рассматривать классические карты самоорганизации, это означает, что картина нейронов шириной e вокруг нейрона-победителя будет выглядеть как окрестность максимума некоторой функции. В нашем случае мы можем говорить только о том, что лишь *нормальная процедура обучения приводит к организации набора связей по упорядочению этих связей вокруг связи с наибольшим весом.*

В отношении формул, определяющих влияние скорости обучения, величины необходимого числа эпох до настоящего времени не существует строго определенного метода задания как скорости обучения, так и модификации весов. Так, вводятся эвристики «забывания», формулы модификации скорости обучения и иные приемы, на которые не накладывается никаких ограничений, кроме «адекватности процессу самоорганизующегося формирования карты признаков» [2, с.585].

Таким образом, представленная автором формула изменения скорости обучения в зависимости от номера эпохи имеет право на существование. Кроме



того, с ростом номера эпохи обучения величина прироста скорости обучения, участвующая в формуле (3.8), становится меньше и в итоге скорость обучения ограничена сверху двойным значением начальной скорости обучения.

Такое поведение сети говорит о наличии квазиустойчивых состояний, которые свойственны самоорганизующимся картам с топологическими дефектами. В рассматриваемой сети данный дефект проявляется в том, что каждый раз выключается из расчета количество нейронов, кратное числу единиц во входном сигнале с коэффициентом кратности e , $e = 1, 2, \dots, m$.

С практической точки зрения это означает, что разработанная сеть может применяться для прокладки графиков движения. Однако существует не один стабильный режим, а три (устойчивое классическое; не сошедшаяся с заданными условиями, но выдавшая одно из возможных решений; стабильное функционирование на фиксированном уровне ошибки), ответы сети в двух из которых могут быть использованы на практике.

Литература

1. Knudsen E.I., S. duLac and S.D. Esterly. Computational maps in the brain.//Annual Review of Neuroscience, 1987. Vol. 10, p.41-65.
2. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс: Пер. с англ. Н. Н. Куссуль и А. Ю. Шелестова, под ред. Н. Н. Куссуль. — М.: Вильямс, 2006. — 1104 с.
3. А.В.Игнатенков, А.М.Ольшанский. Применение искусственной нейронной сети для построения расписаний процессов на примере графика движения поездов.// Современные информационные технологии и ИТ-образование. Т.2 (№11). 2015. //М., изд-во ВМК МГУ, 2015, - 614 с., с.50-55.

И.В. Осипов, Е.В. Симонова

ИССЛЕДОВАНИЕ АРХИТЕКТУРНЫХ РЕШЕНИЙ ПРИ ПОСТРОЕНИИ СЕРВИСА ПЛАНИРОВАНИЯ

(Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королева)

Введение

Рост промышленного производства мотивирует увеличение размера корпоративных систем, которые состоят из множества модулей, в том числе, модулей для построения стратегических и оперативных планов работ [1]. Увеличение масштабов систем требует анализа структуры компонентов системы и их взаимодействия. Для построения быстрых, надежных и безопасных корпоративных систем используются различные современные средства, такие как очереди сообщений, легковесные балансировщики нагрузки, NOSQL базы данных, средства сжатия и шифрования данных.