



Алгоритмическая реализация такого управления осуществляется с помощью встроенных в ИНС приемов и специальных техник, включая постобучение и др.

Анализ рис.3 показывает, что найденное управление является вполне адекватным сложившемуся поведению ошибки ИНС.

Перспективным развитием такого управления является введение процедуры разложения и прогнозирования сигнала ошибки в реальном времени в сочетании с примененным ПИД-регулятором.

Исследование проведено при поддержке гранта РФФИ 17-20-01065 «Разработка теории нейросетевого управления железнодорожными транспортными системами».

Литература

1. Игнатенков, А. В., Ольшанский, А.М. О решении задачи управления искусственной нейронной сетью при квазипериодическом поведении сигнала ошибки / А. В. Игнатенков, А. М. Ольшанский // Перспективные информационные технологии (ПИТ-2016) : тр. Междунар. науч.-техн. конф. / под ред. С. А. Прохорова. – Самара : Изд-во Самар. науч. центра РАН, 2016. – С. 635–638.

2. Дорф Р., Бишоп Р. Современные системы управления: пер. с англ. Б.И. Копылова. – М.: Лаборатория Базовых Знаний, 2004. – 832 с. - ISBN 5-932-8-119-8.

А.М. Ольшанский

О ХАРАКТЕРЕ ПОВЕДЕНИЯ МНОГОСЛОЙНОЙ ИНС С ПЕРЕМЕННОЙ ПРОВОДИМОСТЬЮ СИГНАЛА ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ СХЕМЫ ПОСТОБУЧЕНИЯ

(Самарский государственный университет путей сообщения)

Цель настоящего доклада заключается в сравнительном исследовании поведения многослойных искусственных нейронных сетей при различных способах их обучения, в том числе для выработки приемов, используемых для управления такими сетями.

В работе [1] была введена искусственная нейронная сеть, которая способна решать задачи построения расписаний на железнодорожном транспорте.

В разработанной сети каждый слой отображает выбранную железнодорожную станцию, нейроны имеют номер по числу минут в сутках или более. Из каждого нейрона i -го слоя идут связи к каждому нейрону слоя с номером $i - 1$. Каждый нейрон слоя связан с несколькими нейронами слева (т.е. с нейронами с меньшим номером) и справа (с нейронами с большим номером). Веса связей первоначально задаются случайным образом вещественными числами от нуля до единицы. В дальнейшем они изменяются в процессе обучения нейронной се-



ти. Прохождение сигнала по связи между нейронами отображает процесс движения поезда между станциями.

В статье [2] было показано, что, несмотря на невозможность непосредственного управляющего воздействия на связь каждого нейрона разработанной сети, обеспечивается квазиустойчивость решений за счет алгоритмов обучения. Кроме того, «изменение величины весов связей нейронов такой сети свидетельствует о том, что поведение весов отличается пространственной неоднородностью: существуют нейроны, связи которых не меняют свой вес во времени, а также нейроны, связи которых изменяются» скачкообразно на протяжении хода эпох обучения.

Для описанного случая сигнал ошибки сети изменяется согласно рис. 1.

В работе [3] было показано, что «наблюдается стохастический характер поведения функции ошибок для двухпутной сети, включающий трендовую компоненту (в случае, если сеть сходится) и не включающий трендовую компоненту, если сеть не сходится к удовлетворительному решению» [3].

Такое поведение подтверждается автокорреляционной функцией сигнала ошибки сети (рис.2).

На рис.2 видно, что четко выраженной периодичности нет, однако прослеживается трендовый характер поведения сети.



Рис. 1. Сигнал ошибки обычной многослойной ИНС

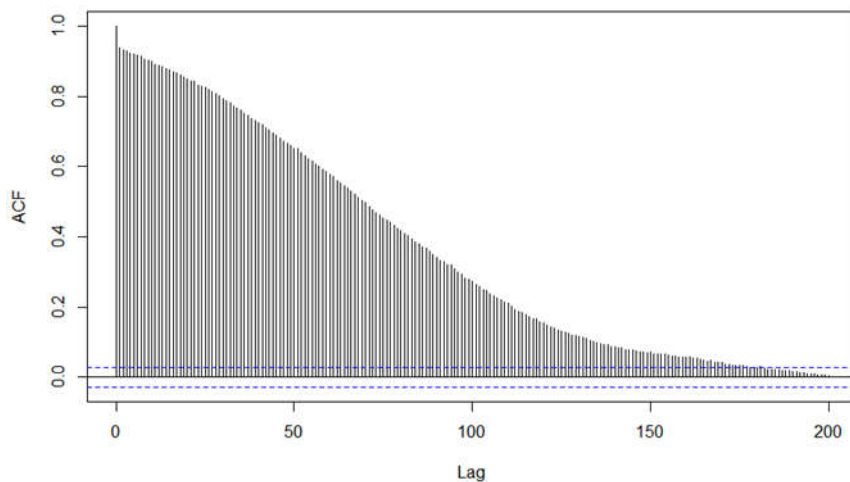


Рис. 2. Автокорреляционная функция ошибки обычной многослойной ИНС

В этих условиях полученные решения отличались низкой точностью. Кроме того, ИНС периодически формировала значение ошибки, превышающее средние уровни по ближайшим эпохам в 100-200 раз (примерно от 30-40 до 3000-5000 единиц ошибки). Такое поведение требовало применения иного способа обучения сети.

Для корректировки такого поведения была применена процедура постобучения ИНС с помощью записи контрольных ошибок сети на каждой эпохе.

Первоначальная конструкция ИНС [3] не имела постобучения, то есть, фактически, не имела памяти. Попытка внедрения контрольных ошибок и постобучения введены как один из видов неявной памяти. Программа стала запоминать текущую ошибку, начинала новую эпоху, получала ошибку, и сравнивала, а не стала ли она лучше предыдущей. В случае получения худших результатов запускалась процедура переобучения до получения оптимальных результатов, но не более, чем определенное заранее количество шагов переобучения.

В отличие от первых серий испытаний, которые проводились на модельных участках сети, постобучение применялось к работе ИНС на реальном Восточном полигоне на направлении Архара – Волочаевка для сети размерностью в 1920 нейронов на 27 слоев и нагрузке в 170 поездов в сутки.

Полученный сигнал ошибки после изменения схемы обучения дан на рис.3 (1250 эпох обучения).



Рис. 3. Сигнал ошибки сети после введения постобучения

Его автокорреляционная функция показана на рис.4.

Как видно из сравнения рис.2 и рис.4, в поведении сигнала ошибки произошли следующие изменения:

1. Резко снизилась выраженность величин корреляции сигнала ошибки с самим собой для временных интервалов 0-60 эпох.
2. Наблюдаются не сильные, однако четко выраженные пики на интервалах 13-14, 39, 52-53, 62-63. По своему абсолютному значению они говорят о крайне слабой степени корреляции.
3. В целом, что подтверждает рис. 3, характер сигнала ошибки стал более плавным, а на эпохах со значительным номером почти без резких отклонений и выбросов.

Полученный новый сигнал ошибки был подвергнут декомпозиции по методу LOESS[4] (рис.5) в программной среде «RStudio». Данный метод выделяет трендовую, периодическую и остаточную случайную компоненту из сигнала ошибки.

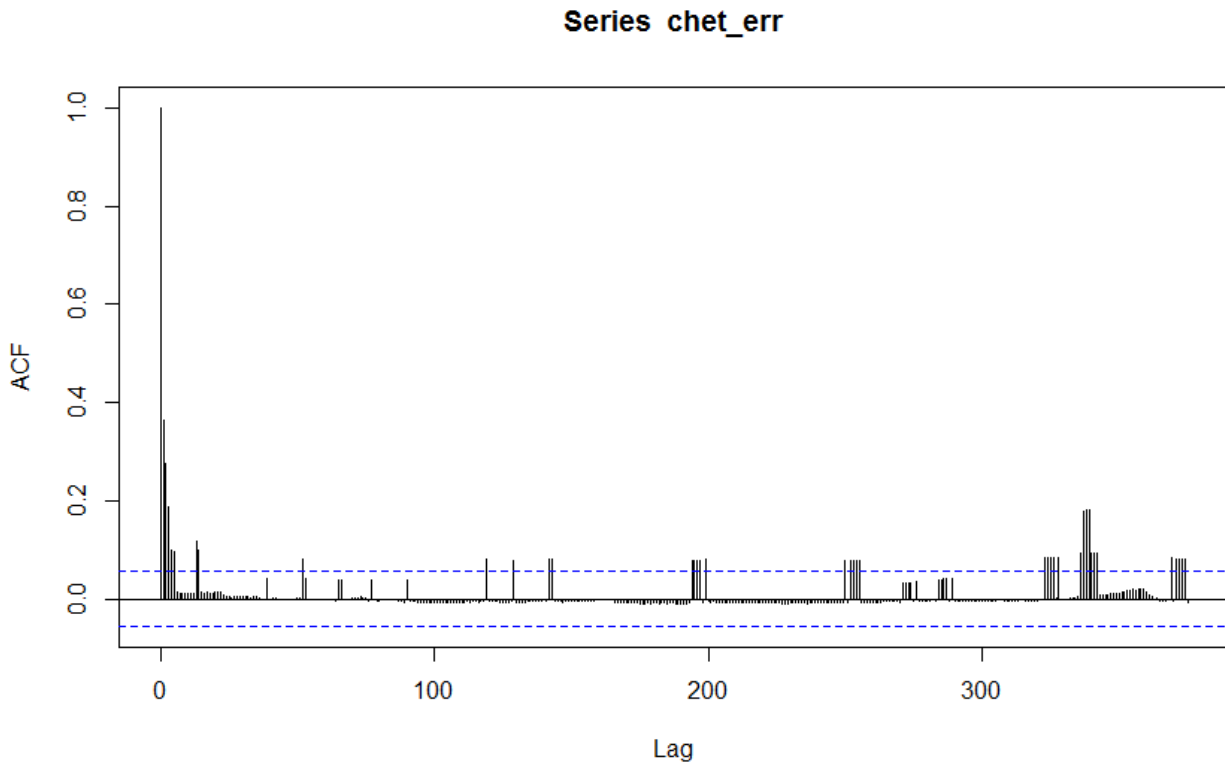


Рис. 4. Автокорреляционная функция сети (с постобучением)

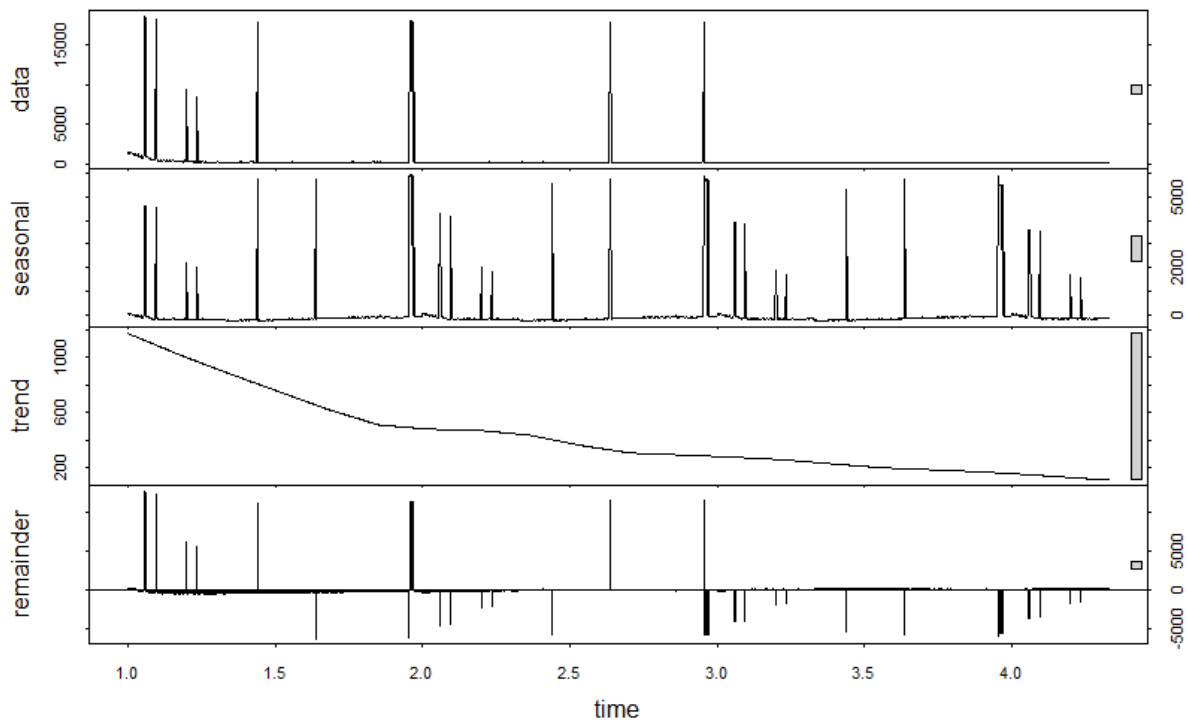


Рис.5. STL-разложение сигнала ошибки после постобучения ИНС



Применение трендовой компоненты к управлению такой ИНС заключается в том, что ее значения могут быть использованы на этапе обучения рассматриваемой сети в качестве эталонных значений контрольной ошибки, что сократит время обучения и повысит качество создаваемых расписаний.

Исследование проведено при поддержке гранта РФФИ 17-20-01065 «Разработка теории нейросетевого управления железнодорожными транспортными системами».

Литература

1. Игнатенков, А. В., Ольшанский, А. М. О решении задачи управления искусственной нейронной сетью при квазипериодическом поведении сигнала ошибки / А. В. Игнатенков, А. М. Ольшанский // Перспективные информационные технологии (ПИТ-2016) : тр. Междунар. науч.-техн. конф. / под ред. С. А. Прохорова. – Самара : Изд-во Самар. науч. центра РАН, 2016. – С. 635–638.

2. Игнатенков А. В., Ольшанский А. М. О некоторых путях синтеза управления многослойной ИНС с переменной проводимостью сигнала // Перспективные информационные технологии (ПИТ 2018). – 2018. – С. 816–820.

3. Игнатенков А. В. Нейросетевое моделирование и упорядочение транспортных потоков на линиях железных дорог. Автореферат дис....к.т.н., 05.13.18. - Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ. // Пенза, ПензГУ, 2018. – 20 с., с.14.

4. Cleveland R. B. et al. STL: A Seasonal-Trend Decomposition // Journal of Official Statistics. – 1990. – Т. 6. – №. 1. – С. 3-73.

А.В. Пилецкая

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АФФИННЫХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ ДЛЯ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

(Самарский государственный технический университет)

Введение. Метод аффинного преобразования обычно используется для коррекции геометрических искажений или деформаций, возникающих при неидеальных углах оптической оси видеокамеры. В докладе аффинные преобразования применяются для формирования дополненного датасета для нейронной сети. Разрабатываемая искусственная нейронная сеть (ИНС) используется при тепловизионном диагностировании радиоэлектронных приборов [1]. На входы ИНС поступают сигналы от встроенных датчиков электрических параметров и термограммы, получаемые с помощью тепловизора. ИНС представляет собой конволюционную сеть для обработки термограмм и однослойную ветвь для обработки измеряемых параметров прибора.