



Бюл. №20.

[5] Ефремова Е.С., Солдаткин В.М. Вихревая система воздушных сигналов летательного аппарата с пространственно распределенным приемником потока // Нелинейный мир. – 2017. – №1. – С.78-84.

[6] Патент РФ на изобретение №2506596, МПК G01P 5/00. Вихревой датчик аэродинамического угла и истинной воздушной скорости / Солдаткин В.М., Солдаткина Е.С. Заяв. 16.07.2012, Заявка №2012130111/28. Опубл. 10.02.2014. – Бюл. №4.

[7] Солдаткина Е.С. Анализ метрологических характеристик вихревого датчика аэродинамического угла и истинной воздушной скорости // Фундаментальные и прикладные техники и технологии. – 2013. – №2. – С.111-117.

[8] Солдаткина Е.С. Системотехническое проектирование вихревого датчика аэродинамического угла и истинной воздушной скорости // Известия вузов. Авиационная техника. – 2013. – №3. – С.57-61.

А.В. Игнатенков, А.М. Ольшанский

## О НЕКОТОРЫХ ПУТЯХ СИНТЕЗА УПРАВЛЕНИЯ МНОГОСЛОЙНОЙ ИНС С ПЕРЕМЕННОЙ ПРОВОДИМОСТЬЮ СИГНАЛА

(ФГБОУ ВО «Самарский государственный университет путей сообщения», АО  
«НИИАС»)

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

В работе [1] была введена искусственная нейронная сеть, которая способна решать задачи построения расписаний на железнодорожном транспорте, а также даны некоторые выводы по управлению работой такой сети. В частности, показано, что представленная сеть является управляемой по выходу системой.

Сама сеть кратко может быть описана следующим образом: каждый слой ИНС отображает выбранную железнодорожную станцию, в каждом слое нейроны имеют номер по числу минут в сутках. 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 сети. Прохождение сигнала по связи между нейронами отображает процесс движения поезда между станциями.

Для сокращения времени ее обучения предлагалось построить полный портрет поведения нейронов сети с записью величины весов связей в динамике



в специализированную базу данных, с последующим применением техники инверсного нейроуправления [2] для получения управляющего сигнала.

Тем не менее, построение такой системы, хотя и выглядит концептуально допустимым, на практике трудно реализуемо: например, время для создания полной базы данных для ИНС из 5 слое и 240 нейронов составляет около 3 месяцев при работе на обычных ПЭВМ средней мощности, доступных в офисе.

Кроме того, трудно построить универсальные характеристики, которые смогли бы быть применимыми для любой сети аналогичной конструкции, что означает необходимость проектирования сети, затем ее изучения, как это предлагается в работе [3], и только потом – применения найденных способов регулирования ошибки данной сети.

В качестве одного из конкурентных управлению приемов авторами была сделана попытка применить функцию изменения веса нейрона, сходную по своему поведению и строению с функцией отжига [4], однако практика показала, что частота сходимости сети к удовлетворительным решениям так и осталась в интервале от 35% до 90% при среднем количестве эпох около 1200.

Для поиска дальнейших идей было проведено изучение динамики поведения веса связи нейронов сети с помощью следующего скрипта на языке R:

```
rm(list=ls())
setwd("F:/fullHistory/txt2")
df<-read.csv2("5.csv", header = F, quote = ", sep=";")
library(stringr)
df[,1]<-as.character(df[,1])
df[,4]<-as.character(df[,4])
df[,9]<-as.character(df[,9])
df$V1<-str_replace_all(string = df$V1, pattern="", replacement = "")
df$V4<-str_replace_all(string = df$V4, pattern="", replacement = "")
df$V9<-str_replace_all(string = df$V9, pattern="", replacement = "")
df$V1<-as.integer(df[,1])
df$V4<-as.numeric(df[,4])
df$V9<-as.integer(df[,9])
names(df)<-c("Layer", "Neuron", "Link", "Weight", "ErChet", "ErNechet", "PosEr-
Chet", "PosErNechet", "Epochs")
#Это вот приведение значений в нормальный вид
vec_Layer<-unique(df$Layer)#ключик для числа слоев
for (i in 1:length(vec_Layer))
{ fb <-df[df$Layer==vec_Layer[i],]
  vec_Neuron<-unique(fb$Neuron)
  for (j in 1: length(unique(df$Neuron)))
  {fsb<-fb[fb$Neuron == vec_Neuron[j],]
    vec_Link<-unique(fsb$Link)
    for (k in 1:length(unique(fsb$Link)))
    {
```



```
ds_service<-subset(df, df$Layer == vec_Layer[i] & df$Neuron ==  
vec_Neuron[j] & df$Link == vec_Link[k])  
ds_service<-unique(ds_service[order(ds_service$Epochs),])  
inf<-round(min(ds_service$Weight),8)  
sup<-round(max(ds_service$Weight),8)  
if(inf==sup) {print("Прямая линия")} else {  
  print("График представляет интерес")  
  name_file<-  
paste("Layer_",as.character(ds_service$Layer[1]),"Neuron__",as.character(ds_serv  
ice$Neuron[1]),"Link_",as.character(ds_service$Link[1]))  
  #plot(x=ds_service$Epochs, y=ds_service$Weight, main = name_file, type =  
'l', xlim = c(0,245), ylim = c(-0.01,0.1), col='blue', lwd =2, panel.first = grid())  
  write.csv2(file=paste0(name_file, ".csv"), ds_service)  
  pdf(file=paste0(name_file, ".pdf"))  
  plot(x=ds_service$Epochs, y=ds_service$Weight, main = name_file, type = 'l',  
xlim = c(0,245), ylim = c(inf-0.5,sup+0.5), col='blue', lwd =2, panel.first = grid())  
  dev.off()  
  }  
}  
}  
}
```

В дальнейшем представляющие интерес веса связей (те веса, которые менялись в процессе эволюции состояния сети) отбирались и документировались.

По результатам обработки нейронов разных слоев было установлено, что веса нейронов в зависимости от времени обладают следующим поведением (рис.1-2).

Данный вид динамики, как и убывающий, свидетельствует об изменении веса в тот момент, при котором указанная связь попала в диапазон весов связей, подлежащих корректировке.

Дискретный выбор максимальной связи каждый раз приводит к тому, что далеко не в каждую эпоху сигнал движется по одним и тем же связям, однако разработанный алгоритм обучения, как видно из рис.1-2, позволяет сигналу сети проходить по выбранной связи нейрона.

Это является гарантией квазистойчивости (по выражению S.Наукин) полученной нейросетевой конструкции. При этом подобная конструкция не является устойчивой по Ляпунову и в классическом смысле.

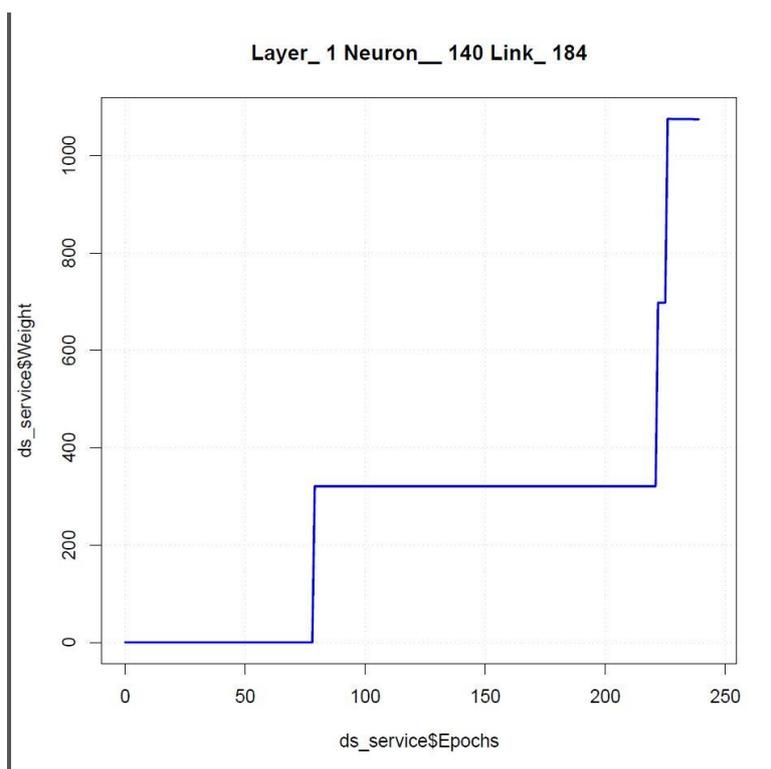


Рис. 1. Типичная возрастающая динамика веса активной связи для выбранного нейрона

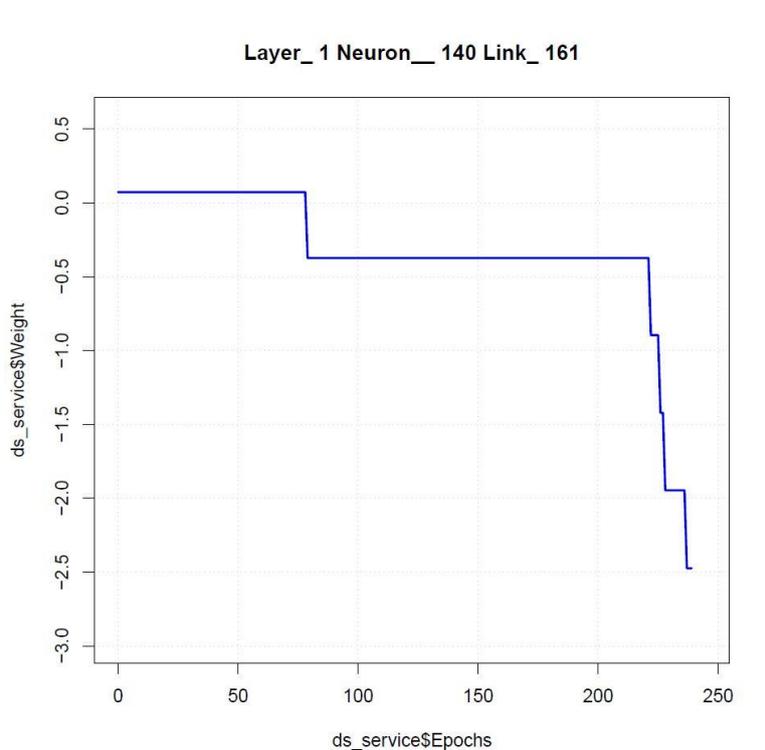


Рис. 2. Типичная убывающая динамика веса активной связи для выбранного нейрона



Таким образом, в данном докладе 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 по образцу приведенных на рис.1-2 характеристик 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 описанным образом. Это, в сочетании с выводами о принципиальной управляемости такой сети [1], позволяет выдвинуть предположение о необходимости дальнейших исследований в области поиска управления работой ИНС с переменной проводимостью сигнала как объектом с распределенными параметрами (ОРП).

### 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. Chernodub A., Dziuba D. Neurocontrol methods review //arXiv preprint arXiv:1511.05506. – 2015.
3. Ignatenkov, A., Olshansky, A. One approach to control of a neural network with variable signal conductivity / A. Ignatenkov, A. Olshansky // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2017) : сб. тр. III Междунар. конф. и молодежной школы. – Самара : Новая техника, 2017. – С. 984–987.
- 4.Назаров, А. В., Лоскутов, А. И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – Наука и техника, 2003.

И.А. Кабиров, В.С. Фетисов

## ПОИСК ОПТИМАЛЬНОГО ПУТИ МЕЖДУ ДВУМЯ ТОЧКАМИ В ТРЁХМЕРНОМ ПРОСТРАНСТВЕ

(Уфимский государственный авиационный технический университет)

Поиск оптимального пути применяется в различных сферах: в компьютерных играх, в геоинформационных системах, в логистике, в картографических сервисах, сетях дорог [1] и др. Поиск наилучшего в определенном смысле пути является важной задачей, так как ее решение позволяет сократить расход ресурсов: времени и других в зависимости от области применения.

Для поиска оптимального пути между двумя точками используют алгоритмы на графах. Граф  $G=(V, E)$ , где  $V$  - узлы,  $E$  - ребра. В контексте задачи  $V$ -точка, через которую строится путь,  $E$  - ребро (часть пути), которое соединяет ближайшие 2 точки. Наиболее подходящий алгоритм для решения этой задачи -