

УДК 004.852

И.А. Седых, Д.С. Демахин

ГИБКОЕ УПРАВЛЕНИЕ СВЕТОФОРНОЙ СИСТЕМОЙ ПЕРЕКРЕСТКА НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Седых Ирина Александровна, кандидат физико-математических наук, окончила факультет автоматизации и информатики Липецкого государственного технического университета. Доцент кафедры высшей математики ЛГТУ. Имеет монографии, статьи, свидетельства о регистрации программ для ЭВМ в области окрестностного моделирования динамических систем. [e-mail: sedykh-irina@yandex.ru].

Демахин Дмитрий Сергеевич, окончил физико-технологический факультет ЛГТУ. Магистрант ЛГТУ. Имеет статьи, свидетельства о регистрации программ для ЭВМ в области окрестностного моделирования динамических систем. [e-mail: dima-demahin@mail.ru].

Аннотация

В статье описан традиционный алгоритм управления транспортными потоками на перекрестке с фиксированным порядком и продолжительностью включения светофоров. В качестве альтернативы предложен вариант управления светофорной группой транспортного перекрестка на основе использования нейронной сети. Разработан и реализован в виде программы на языке C++ соответствующий алгоритм. Описаны основные характеристики построенной нейронной сети управления светофорами перекрестка: архитектура, назначение нейронов входного и выходного слоев, количество нейронов промежуточного слоя, используемая функция активации нейронов, способ обучения. Реализованный в программе алгоритм на основе нейронной сети позволяет осуществлять гибкое управление транспортными потоками на перекрестке, где очередность движения полос не является фиксированной. При этом предусмотрена и возможность варьирования времени работы зеленого сигнала в заданных пределах с целью увеличения пропускной способности перекрестка в более загруженных направлениях. Предусмотрены ограничения, не позволяющие блокировать отдельные потоки на слишком продолжительное время, в том числе долго запрещать движение пешеходов по переходам.

Ключевые слова: светофорные системы, математическое моделирование, нейронные сети, управление транспортными потоками на перекрестке.

FLEXIBLE CONTROL OF TRAFFIC LIGHTS SYSTEM ON THE BASIS OF NEURAL NETWORKS

Irina Aleksandrovna Sedykh, Candidate of Physics and Mathematics, graduated from the Faculty of Automatization and Information Technologies of Lipetsk State Technical University (LSTU); Associate Professor at the Department of Mathematics of Lipetsk State Technical University; an author of monographs and articles, holds State Registration Certificates of computer programs in the field of neighborhood modelling of dynamic systems. e-mail: sedykh-irina@yandex.ru.

Dmitrii Sergeevich Demakhin, graduated from the Faculty of Physics and Technology of Lipetsk State Technical University; Candidate for the Master's Degree at LSTU; an author of articles, holds State Registration Certificates of computer programs in the field of neighborhood modelling of dynamic systems. e-mail: dima-demahin@mail.ru.

Abstract

The traditional algorithm of crossroad traffic management with fixed order and switching-on duration was described in the article. Neural networks-based kind of control for crossroad group of traffic lights was offered as an alternative. The appropriate algorithm has been developed and realized in C++. The basic characteristics of designed neural network for crossroad traffic lights control were described. They include the architecture, assignment of neurons for input and output layers, the number of intermediate layer neurons, the activation function of neurons, the learning method. The realized neural network-based algorithm allows to put in practice flexible control of coordination traffic lights in case of the non-fixed order of traffic lanes priorities. Herewith, the possibility of change in green time of traffic light signal within predetermined limits with the aim of increasing capacity of crossroads in most problematic directions of transport movements was foreseen. Also, restrictions for prevention of blocking segregate streams for too long including blocking pedestrians in crosswalks were provided.

Key words: traffic lights systems, mathematical modelling, neural networks, crossroad traffic management.

ВВЕДЕНИЕ

Задача управления светофорной системой на перекрестке с целью уменьшения проблемы пробок на дорогах современных мегаполисов в настоящее время является актуальной.

Подобная задача решается различными способами во многих странах. Например, во Франции после технической модернизации дорог управление светофорами осуществляется из единого центра. В Великобритании разработаны вмонтированные в дорожное полотно светящиеся маячки, которые с помощью видеокамер определяют скорость автомобилей [1]. В России также занимаются решением данной проблемы, например, в [2] перекресток рассматривается как система массового обслуживания в идемпотентной алгебре.

В работе предложен алгоритм управления светофорами на транспортном перекрестке с гибкой системой регулирования последовательности потоков и вариативностью времени работы зеленого сигнала светофора, на основе нейронных сетей [3–8] построена математическая модель перекрестка и разработано программное обеспечение.

1 АЛГОРИТМ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ГИБКОЙ СВЕТОФОРНОЙ СИСТЕМЫ

Рассмотрим алгоритм работы реального перекрестка, представленного на рисунке 1.

Полный цикл функционирования светофорной системы на перекрестке состоит из четырех шагов. Каждый шаг включает в себя одновременную работу нескольких светофоров, объединенных в группы, которым в соответствии с порядком включения сопоставлен номер от 1 до 4. За шаг принимается период времени от включения зеленого сигнала в одной светофорной группе до включения зеленого сигнала в следующей светофорной группе.

На рисунке 1 цифрами в кружках обозначена принадлежность светофора к группе, цифрами в квадратах про-

нумерованы полосы, по которым прибывают машины. Для каждой светофорной группы цикл функционирования состоит из четырех этапов: желтый (1) → зеленый (2) → желтый (3) → красный (4).

В предлагаемом алгоритме управления перекрестком номера светофорных групп остались без изменений, но последовательность их активации уже не фиксирована. Иными словами, после первой группы может быть включена третья, что приводит к гибкому управлению перекрестком. Явная проблема, возникшая в результате данной модификации – возможность многократного игнорирования какой-либо светофорной группы. В результате чего, автомобили, стоящие на полосах, принадлежащих данной группе, не могут проехать перекресток, а пешеходы – перейти дорогу. С этой целью в алгоритме введено ограничение простоя – 250 секунд. Если время ожидания на какой-либо группе светофоров достигло предельного значения, то следующей будет включена данная группа.

Приведем измененный алгоритм работы транспортных светофоров с учетом предложенной модификации.

1. Желтый сигнал (1) горит, не мигая, фиксированное время, равное 3 секундам. При этом его включение не прекращает работу красного сигнала. По окончании этого времени загорается зеленый (2).

2. Горит зеленый сигнал (2) светофора. Время его работы зависит от количества машин, стоящих в потоке.

Следующей для активации выбирается группа с наибольшим количеством машин на полосах, если время простоя ни одной из групп не превышает предельного значения. В противном случае выбирается группа с наибольшим временем ожидания. На выбранной группе загорается желтый сигнал (1). Далее на текущей группе светофоров загорается желтый сигнал (3).

3. Желтый сигнал (3) горит, мигая, фиксированное время, равное 3 секундам. По окончании этого времени загорается красный (4).

4. Красный сигнал (4). Во время работы красного сигнала светофор находится в режиме ожидания до включения желтого сигнала (1). Переход к шагу 1.

2 НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ ГИБКОГО УПРАВЛЕНИЯ ПЕРЕКРЕСТКОМ

Рассмотренный алгоритм был реализован с использованием нейронной сети [9–12] – многослойного персептрона с одним скрытым слоем.

По предложенному и реализованному алгоритму была сформирована выборка, на которой обучалась нейронная сеть. Использование для управления светофорами нейронной сети продиктовано её способностью к самообучению в изменяющихся условиях. Это так называемое обучение без учителя, когда настроенные ранее веса начинают колебаться с целью максимизации критерия качества, которым в данном случае является пропускная способность перекрестка. Таким образом, в дальнейшем возможно реализовать автоматическую адаптацию системы управления к меняющимся условиям движения, например, при проведении ремонтных работ, по сезонам года и т. д.

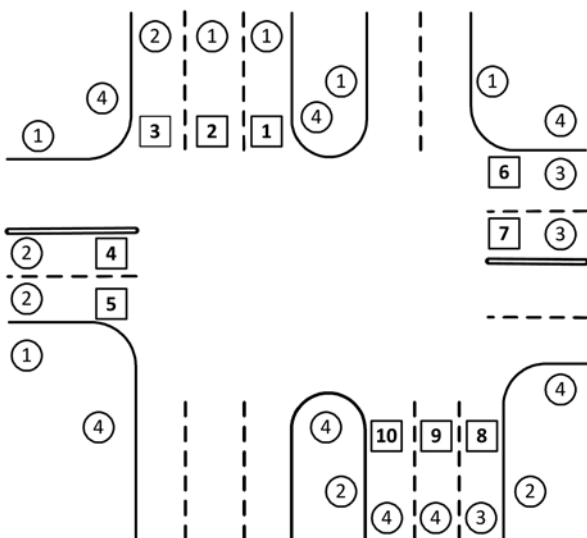


Рис. 1. Схема рассматриваемого перекрестка

Графическая схема [13–16] нейронной сети перекрестка представлена на рисунке 2.

Входной слой состоит из девяти входных сигналов: $x_1 - x_4$ – максимальное число машин в соответствующей группе; $x_5 - x_8$ – счетчики времени ожидания соответствующей группы, то есть время нахождения группы в состоянии желтого и красного сигналов; x_9 – единичный сигнал. В случае срабатывания зеленого сигнала счетчик ожидания на данной группе обнуляется.

За входным следует скрытый слой, состоящий из 100 нейронов. Именно наличие этого слоя и большого числа нейронов в нем позволяет решить поставленную задачу.

Далее идет выходной слой, состоящий из двух нейронов. Один из них указывает номер светофорной группы, которая будет активирована следующей. Другой нейрон указывает время действия зеленого сигнала светофора.

Входные сигналы, распространяясь по соответствующим связям, умножаются на весовые коэффициенты этих связей и суммируются на входе в нейрон скрытого слоя:

$$S(1)_j = \sum_{i=1}^9 w(1)_{ij} \cdot x_i, \quad (1)$$

где x_i – входные сигналы;

$w(1)_{ij}$ – весовые коэффициенты связей от входного к скрытому слою, j – номер нейрона скрытого слоя, $j=1, \dots, 99$.

Результат преобразуется функцией активации:

$$d(1)_j = f(S(1)_j), \quad (2)$$

где $d(1)_j$ ($j=1, \dots, 99$) – выходной сигнал j -го нейрона скрытого слоя.

В качестве функции активации используется гиперболический тангенс. Результат функции активации $d(1)_j$ распространяется по соответствующим связям далее в направлении выхода сети. В выходном слое повторяются операции, аналогичные скрытому слою. Таким образом формируются выходы сети d_j ($j=1, 2$).

Сеть обучается по алгоритму обратного распространения ошибки [6, 7]. Задачей обучения является подбор таких параметров сети, чтобы средняя квадратическая ошибка E была минимальной для данного обучающего множества:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^L (y_j^l - d_j^l)^2, \quad (3)$$

где m – число нейронов в выходном слое; L – объем обучающей выборки; $l=1, \dots, L$; y_j^l – заданный выход сети для l -го кортежа данных, d_j^l – фактический выход сети для l -го кортежа данных.

Алгоритм обратного распространения состоит из двух этапов. На первом этапе на вход сети подается некоторый входной вектор из обучающего множества (один кортеж данных), производится расчёт выходов нейронной сети. На втором этапе подсчитывается ошибка сети как разница

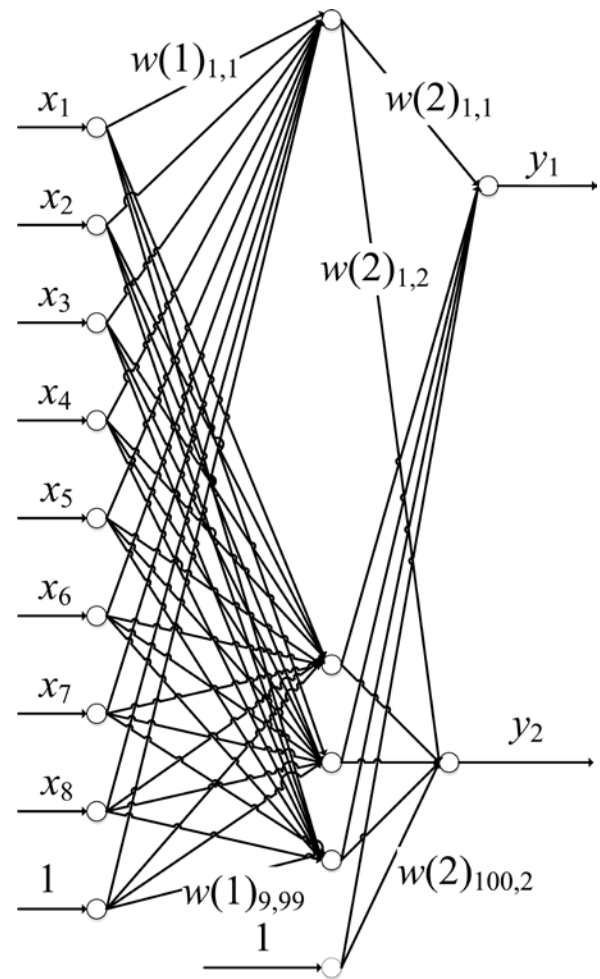


Рис. 2. Схема нейронной сети

между реальным и ожидаемым выходными значениями из обучающего множества. После чего проводится коррекция весовых коэффициентов, направленная на уменьшение ошибки для рассматриваемого элемента обучающего множества.

Обучение сети начинается с присвоения весовым коэффициентам случайных значений, за которым следует многократное выполнение алгоритма обратного распространения для всех имеющихся обучающих пар. Вычисления продолжают до тех пор, пока ошибка не станет достаточно мала, т. е. $E < \epsilon$.

Ошибку E можно рассматривать как функцию параметров сети $E(P)$, где P – вектор, составленный из всех весовых коэффициентов сети. На каждой итерации обучающего процесса производится корректировка параметров в направлении антиградиента функции E :

$$\Delta P = -\eta \nabla E(P), \quad (4)$$

где η – величина шага, определяющего степень коррекции.

Такой алгоритм обеспечивает сходимость к одному из локальных минимумов функции ошибки, при условии правильного выбора $\eta > 0$ на каждой итерации.

3 АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Приведем алгоритм обучения нейронной сети управления светофорами перекрестка с гибким порядком активируемых потоков и времени работы зеленого сигнала.

1. Векторы весовых коэффициентов заполняются случайными числами от 0 до 1. Задается предельная ошибка обучения $\varepsilon > 0$.

2. Формируются обучающие векторы входных и выходных значений. Объем обучающей выборки равен L .

3. Векторы входных и выходных значений подвергаются нормировке.

4. Начало обучения нейронной сети. Номер текущего шага обучения $l = 1$. Задается величина шага $\eta > 0$.

5. Выбирается обучающий кортеж l и производится вычисление результатов нейронной сети в прямом направлении распространения сигнала.

6. Вычисляется квадратическая ошибка сети для l -го кортежа по формуле:

$$E_l = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^2 (y_j^l - d_j^l)^2.$$

7. Вычисляются ошибки нейронов сети в направлении, обратном прямому распространению сигнала.

8. Выполняется корректировка весовых коэффициентов.

9. Номер текущего шага обучения $l = l + 1$. Если $l \leq L$, то переходим к пункту 5. Иначе переходим к пункту 10.

10. Если средняя квадратическая ошибка $E < \varepsilon$, сеть обучена. Конец алгоритма. Иначе переходим к пункту 4.

Следуя алгоритму, получим обученную нейронную сеть, готовую к управлению транспортным движением на перекрестке.

4 ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМА УПРАВЛЕНИЯ ПЕРЕКРЕСТКОМ

По предложенному алгоритму на языке программирования C++ была разработана программа, позволяющая осуществлять гибкое управление транспортными потоками на перекрестке.

Для оценки эффективности алгоритма в течение 30 минут было проведено наблюдение за перекрестком с целью сбора статистических данных о количестве прибывающих в единицу времени машин по каждой полосе, количестве проезжающих машин за время работы зеленого сигнала светофора, времени работы светофорных сигналов и порядке их включения.

По полученным данным о количестве прибывающих машин проведено имитационное моделирование работы перекрестка в течение 30 минут по рассмотренному выше алгоритму.

Таблица 1

Результаты имитационного моделирования для 1 и 2 групп светофоров

№ группы		1						2								
№ полосы		1			2			3			4			5		
акт. гр.	t, c	было	+	-	было	+	-	было	+	-	было	+	-	было	+	-
4	20	4	3	0	6	3	0	1	1	0	2	2	0	2	2	0
1	20	7	2	9	9	3	9	2	1	0	4	1	0	4	2	0
3	18	0	2	0	3	2	0	3	0	0	5	0	0	6	1	0
4	18	2	2	0	5	2	0	3	1	0	5	1	0	7	1	0
2	18	4	3	0	7	3	0	4	1	5	6	1	6	8	0	8
1	22	7	3	10	10	2	10	0	1	0	1	0	0	0	2	0
3	18	0	2	0	2	2	0	1	0	0	1	1	0	2	1	0
4	22	2	2	0	4	3	0	1	1	0	2	0	0	3	2	0
1	18	4	2	6	7	2	8	2	1	0	2	1	0	5	1	0
3	18	0	2	0	1	2	0	3	1	0	3	1	0	6	0	0
4	20	2	2	0	3	3	0	4	1	0	4	2	0	6	1	0
2	18	4	2	0	6	2	0	5	1	5	6	2	8	7	2	8
1	18	6	2	8	8	2	8	1	1	0	0	1	0	1	1	0
3	22	0	3	0	2	3	0	2	1	0	1	1	0	2	2	0
4	20	3	3	0	5	3	0	3	2	0	2	2	0	4	2	0
1	18	6	2	8	8	2	8	5	2	0	4	2	0	6	1	0
2	18	0	2	0	2	2	0	7	1	7	6	2	8	7	1	7
3	20	2	3	0	4	3	0	1	1	0	0	2	0	1	1	0
4	24	5	3	0	7	3	0	2	0	0	2	2	0	2	1	0
итого	370		45	41	0	47	43	0	18	17	0	24	22	0	24	23

Результаты имитационного моделирования для 3 и 4 групп светофоров

№ группы		3									4					
№ полосы		6			7			8			9			10		
акт. гр.	t, c	было	+	-	было	+	-	было	+	-	было	+	-	было	+	-
4	20	0	3	0	2	3	0	0	2	0	9	3	9	6	2	7
1	20	3	2	0	5	2	0	2	2	0	3	3	0	1	2	0
3	18	5	2	7	7	2	8	4	2	6	6	2	0	3	3	0
4	18	0	2	0	1	2	0	0	1	0	8	2	8	6	3	8
2	18	2	2	0	3	2	0	1	2	0	2	3	0	1	2	0
1	22	4	3	0	5	3	0	3	2	0	5	3	0	3	2	0
3	18	7	3	8	8	2	8	5	1	5	8	2	0	5	3	0
4	22	2	3	0	2	3	0	1	2	0	10	3	10	8	3	10
1	18	5	2	0	5	2	0	3	1	0	3	3	0	1	3	0
3	18	7	2	8	7	2	8	4	1	4	6	3	0	4	3	0
4	20	1	3	0	1	3	0	1	2	0	9	3	9	7	3	9
2	18	4	2	0	4	3	0	3	1	0	3	2	0	1	3	0
1	18	6	2	0	7	3	0	4	2	0	5	2	0	4	2	0
3	22	8	4	10	10	3	10	6	3	9	7	2	0	6	2	0
4	20	2	3	0	3	3	0	0	2	0	9	3	9	8	3	9
1	18	5	2	0	6	2	0	2	2	0	3	2	0	2	3	0
2	18	7	2	0	8	1	0	4	2	0	5	2	0	5	3	0
3	20	9	2	9	9	2	9	6	2	7	7	3	0	8	3	0
4	24	2	2	0	2	3	0	1	1	0	10	3	11	11	3	11
ито-го	370		46	42	0	46	43	0	33	31	0	49	56	0	51	54

В результате моделирования были получены следующие результаты:

1. Пропускная способность перекрестка возросла с 1933 до 2033 машин, что составило 5%.

2. Скопление машин на перекрестке к концу 30-й минуты уменьшилось со 134 до 34.

Динамика изменения количества машин на перекрестке в течение 370 секунд, полученная в результате имитационного моделирования работы светофоров по предложенному алгоритму, показана в таблицах 1–2. Используются следующие обозначения: «акт. гр.» – номер активируемой светофорной группы; « t, c » – время работы зеленого сигнала светофора; «было» – количество машин на начало работы зеленого сигнала на соответствующей полосе; «+» и «-» соответственно – количество приехавших и уехавших машин за время, в течение которого горит зеленый сигнал.

Таким образом, проведенные расчеты свидетельствуют об эффективности разработанного алгоритма.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработан алгоритм управления светофорами перекрестка с гибким порядком активируемых светофорных групп и возможностью варьирования времени работы зеленого сигнала светофоров.

Рассмотренный алгоритм реализован с использованием нейронной сети на языке C++. На основе данных, полученных в результате наблюдения за реальным перекрестком, были выбраны параметры нейронной сети: архитектура, функция активации, количество нейронов промежуточного слоя, определены входы и выходы сети.

Проведено обучение нейронной сети управления светофорами перекрестка с помощью алгоритма обратного распространения ошибки.

По результатам численного эксперимента приведенный в работе алгоритм управления продемонстрировал свою пригодность для решения задачи оптимизации движения транспортного потока в городских условиях.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Федеральная целевая программа «Повышение безопасности дорожного движения в 2013–2020 годах. АСУД и светофоры». – URL: http://www.fcp-pbdd.ru/special_equipment/20043/ (дата обращения 20.09.2016).
2. Сысоев А.С., Блюмин С.Л., Черных О.О. Идемпотентный подход к моделированию: транспортные системы и оптимизация подвижных процессов // Вести высших учебных заведений Черноземья. – 2012. – № 2. – С. 43–46.
3. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. – Харьков : ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 396 с.
4. Круглов В.В., Борисов В.В. Гибридные нейронные сети. – Смоленск : РУСИЧ, 2005. – 224 с.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
6. Сараев П.В. Идентификация нейросетевых моделей. – Липецк : Издательство Липецкого государственного университета, 2011. – 94 с.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – М. : Вильямс, 2016. – 1104 с.
8. Яхьяева Г.Э. Нечеткие множества и нейронные сети : учеб. пособие. – М. : БИНОМ, 2006. – 316 с.
9. Блюмин С.Л., Шмырин А.М., Жбанова Н.Ю. Идентификация параметров входных нечетких процессов разностных нейронечетких переключаемых моделей // Системы управления и информационные технологии. – 2014. – № 1 (55). – С. 8–12.
10. Блюмин С.Л., Шмырин А.М., Жбанова Н.Ю. Реализация программного комплекса для настройки и последующей работы с разностными нейронечеткими переключаемыми моделями // Вестник ТГУ. – 2014. – Т. 19, вып. 2. – С. 341–348.
11. Жбанова Н.Ю. Особенности идентификации разностной нечеткой модели с переключениями // Информационные технологии моделирования и управления. – 2013. – Т. 84, № 6. – С. 555–562.
12. Погодаев А.К., Сараев П.В. Идентификация нейронечетких моделей для данных больших объемов // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2015. – Т. 11, № 4. – С. 8–11.
13. Блюмин С.Л. Графоструктурное моделирование. Метаграфы и их матрицы // Вестник ЛГТУ. – 2015. – № 1 (23). – С. 7–13.
14. Коррекция коэффициентов линейной окрестностной модели / А.М. Шмырин [и др.] // Вестник ЛГТУ. – 2015. – № 3 (25). – С. 6–11.
15. Окрестностное моделирование организационно-технических систем / С.Л. Блюмин [и др.]. – Липецк : ЛЭГИ, 2013. – 105 с.
16. Шмырин А.М., Мишачев Н.М., Трофимов Е.П. Коррекция линейной окрестностной модели с учётом новых данных // Вестник ТГУ. – 2015. – Т. 19, вып. 3. – С. 1544–1545.

REFERENCES

1. *Federalnaia tselevaia programma Povyshenie bezopasnosti dorozhnogo dvizheniia v 2013 2020 gg. ASUD i svetofory* [The Federal Targeted Program for the Improvement of Traffic Safety in 2013 – 2020 years. Automated Traffic Control Systems and Devices]. Available at: http://www.fcp-pbdd.ru/special_equipment/20043/ (accessed 20.09.2016).
2. Sysoev A.S., Bliumin S.L., Chernykh O.O. Idempotentnyi podkhod k modelirovaniu: transportnye sistemy i optimizatsiia podviznykh protsessov [An Idempotent Approach to Modelling: Transport Systems and Optimization of the Mobile Processes]. *Vesti vysshikh uchebnykh zavedenii Chernozem'ia* [News of Higher Educational Institutions of the Chernozem Region], 2012, no. 2, pp. 43–46.
3. Bodianskii E.V., Rudenko O.G. *Iskusstvennye neuronnye seti: arkhitektury, obuchenie, primeneniia* [Artificial Neural Networks: Architecture, Training, Application]. Kharkov, Teletekh Publ., 2004. 396 p.
4. Kruglov V.V., Borisov V.V. *Gibridnye neuronnye seti* [Hybrid Neural Networks]. Smolensk, Rusich Publ., 2005. 224 p.
5. Osovskii S. *Neuronnye seti dlia obrabotki informatsii* [Artificial Neural Networks for Information Processing]. Moscow, Finansy and Statistika Publ., 2002. 344 p.
6. Saraev P.V. *Identifikatsiia neurosetevykh modelei* [Identification of Neuro-Net Models]. Lipetsk, LSTU Publ., 2011. 94 p.
7. Khaikin S. *Neuronnye seti: polnyi kurs* [Neural Networks: A Comprehensive Foundation]. Moscow, Williams Publ., 2016. 1104 p.
8. Yakhiaeva G.E. *Nechetkie mnozhestva i neuronnye seti* [Fuzzy Sets and Neural Networks]. Moscow, Binom Publ., 2006. 316 p.
9. Bliumin S.L., Shmyrin A.M., Zhanova N.Iu. Identifikatsiia parametrov vkhodnykh nechetkikh protsessov raznostnykh neuronchetkikh perekliuchaemykh modelei [The Identification of the Fuzzy Input Process Parameters of Differential Neuro-Fuzzy Switched Models]. *Sistemy upravleniia i informatsionnye tekhnologii* [Automation and Remote Control], 2014, no. 1(55), pp. 8–12.
10. Bliumin S.L., Shmyrin A.M., Zhanova N.YU. Realizatsiia programmnogo kompleksa dlia nastroiiki i posleduiushchei raboty s raznostnymi neuronchetkimi perekliuchaemyimi modeliami [Design of Program for Training and Dealing with Differential Neuro-Fuzzy Switched Models]. *Vestnik TGU* [Bull. of Derzhavin Tomsk State University], 2014, vol. 19, no. 2, pp. 341–348.
11. Zhanova N.Iu. Osobennosti identifikatsii raznostnoi nechetkoi modeli s perekliucheniiami [Features of Identification of Differential Neuro-Fuzzy Switched Model]. *Informatsionnye tekhnologii modelirovaniia i upravleniia* [Information Technologies for Modelling and Control], 2013, vol. 84, no. 6, pp. 555–562.
12. Pogodaev A.K., Saraev P.V. Identifikatsiia neurochetkikh modelei dlia dannykh bolshikh obemov [Identification of Neuro-Fuzzy Models for Data of Large

Amounts]. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Bull. of Voronezh State Technical University], 2015, vol. 11, no. 4, pp. 8–11.

13. Bliumin S.L. Grafostrukturnoe modelirovanie. Metagrafy i ikh matritsy [Graphostructural Simulation. Metagraphs and Matrices]. *Vestnik LGTU* [Bull. of Lipetsk State Technical University], 2015, no.1 (23), pp. 7–13.

14. Shmyrin A.M. et al. Korrektsiia koeffitsientov lineinoi okrestnostnoi modeli [Linear Neighborhood Model Factor

Correction]. *Vestnik LGTU* [Bull. of Lipetsk State Technical University], 2015 no. 3 (25), pp. 6–11.

15. Bliumin S.L. et al. *Okrestnostnoe modelirovanie organizatsionno-tekhnicheskikh sistem* [Neighborhood Modelling of Complex Organizational and Technical Systems]. Lipetsk, Lehti Publ., 2013. 105 p.

16. Shmyrin A.M., Mishachev N.M., Trofimov E.P. Korrektsiia lineinoi okrestnostnoi modeli s uchetom novykh dannyykh [Correction of a Linear Neighborhood Model in View of New Data]. *Vestnik TGU* [Bull. of Tambov State University], 2015, vol.19, no. 3, pp.1544–1545.