

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ



УДК 656.13

Управление и контроль транспортных потоков интеллектуальной системой

А.А. Феофилова, Цзян Цзисяо

Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация

Аннотация

При традиционном методе управления транспортным потоком нужно сначала определить его состояние, а затем управлять с помощью определенных стратегий и алгоритмов. В большинстве случаев при прогнозировании транспортных потоков задействуется не вся информация, поэтому не в полной мере отражается регулярность и внезапность возможных изменений. Этот недостаток препятствует синергии управления и контроля транспортных потоков. В данной статье представлена модель управления и контроля транспортных потоков с центральной интеллектуальной координацией. Определена эффективность работы модели с помощью нейронных сетей.

Ключевые слова: синергия управления и контроля транспортных потоков, прогнозирование транспортных потоков, городское дорожное движение, нейросетевая модель транспортного потока

Для цитирования. Феофилова А.А., Цзян Цзисяо. Управление и контроль транспортных потоков интеллектуальной системой. *Молодой исследователь Дона*. 2024;9(2):45–49.

Management and Control of Traffic Flows by an Intelligent System

Anastasiya A. Feofilova, Jiang Jixiao

Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation

Abstract

In the traditional method of traffic flow management, it is necessary first to determine its state and then to manage it using certain strategies and algorithms. In most cases, when forecasting traffic flows, not all information is used, so the regularity and suddenness of possible changes is not fully reflected. This deficit hinders the synergistic effect of traffic flow control and management. This article presents a model for managing and monitoring traffic flows with central intelligent coordination. The efficiency of the model using neural networks was determined.

Keywords: synergy of management and control of traffic flows, traffic flow forecasting, urban traffic, neural network model of traffic flow

For citation. Feofilova AA, Jiang Jixiao. Management and Control of Traffic Flows by an Intelligent System. *Young Researcher of Don*. 2024;9(2):45–49.

Введение. Ниже перечислены основные особенности традиционного управления и контроля транспортных потоков.

1. Методы обмена данными. Системы управления городским дорожным движением и городскими транспортными потоками работают независимо друг от друга и обмениваются информацией, собранной каждой из них [1]. Это самый низкий уровень взаимодействия [2].

2. Тип «ведущий — ведомый». Одна из систем будет доминирующей, а другая подчиненной. Они асимметричны [3] (рис. 1).

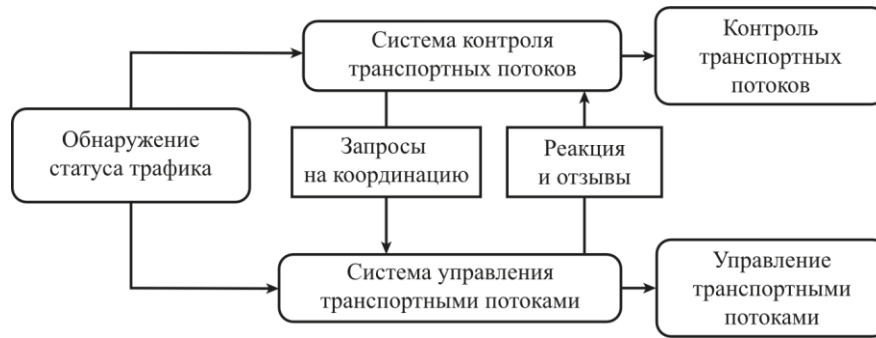


Рис. 1. Модель контроля и управления транспортными потоками типа «ведущий — ведомый»

3. Параллельность. Системы управления транспортными потоками и движением работают независимо, но сообщают друг другу о своем состоянии и потребностях. Стороны определяют адекватность полученной информации и запросов и решают, каким должно быть управление для достижения синергетического эффекта. Модель системы показана на рис. 2.

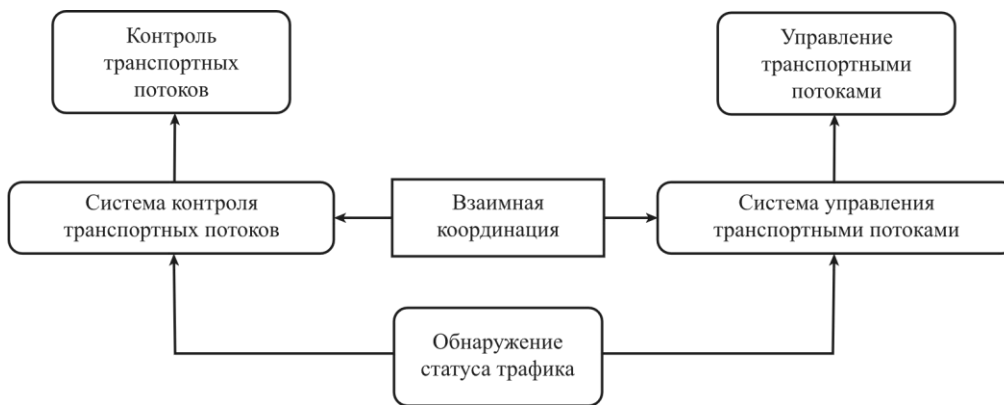


Рис. 2. Модель контроля и управления параллельными транспортными потоками

Цель работы — предложить модель центральной координационной системы для повышения эффективности и точности прогнозирования транспортных потоков.

Основная часть. Рассмотрим модель мониторинга и управления транспортными потоками (рис. 3).

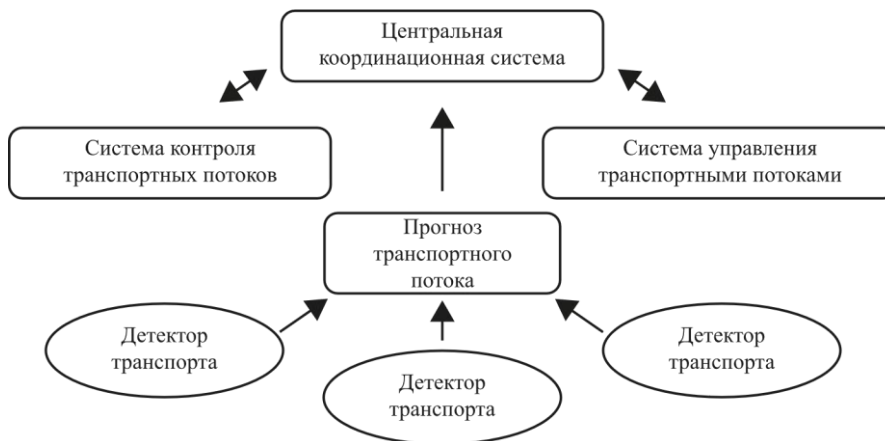


Рис. 3. Модель контроля и управления транспортными потоками

Здесь системы контроля и управления транспортными потоками работают независимо друг от друга, а на более высоком уровне создается центральная координационная система, которая отдает команды каждой системе для создания синергии управления.

Нейронные сети могут самообучаться по имеющимся данным. Это позволяет, в частности, улучшить способность модели принимать решения. Система дорожного движения оперирует большим объемом данных о транспортных потоках, и ее можно оптимизировать с помощью нейронных сетей. По рис. 4 видно, как для узлов трафика P (на перекрестке) выбирается направление входа. Предположим, что на поток (при входе) влияет три пересечения: P_1 , P_2 и P_3 .

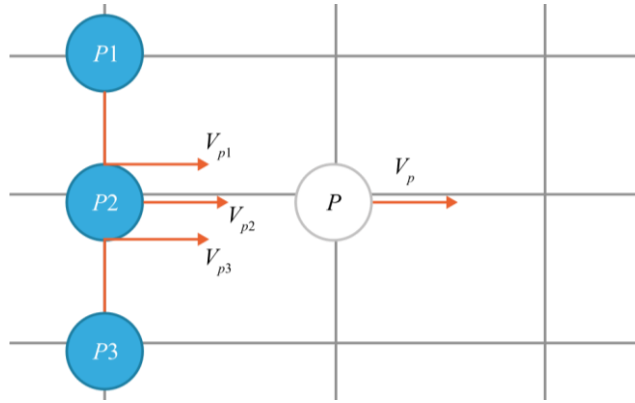


Рис. 4. Модель управления транспортными потоками на перекрестке

Модель нейронной сети показана на рис. 5.

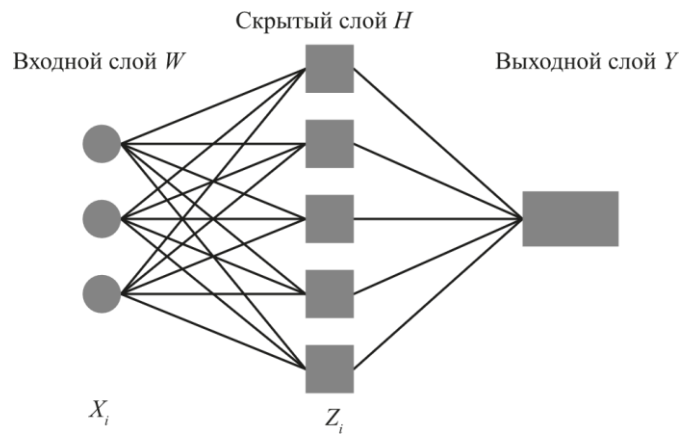


Рис. 5. Модель нейронной сети. Большой прямоугольник справа — транспортный поток на перекрестке

В этой модели нейронной сети три входных узла входного слоя — это перекрестки $P1$, $P2$ и $P3$, а узел входного слоя — это текущий ожидаемый объем трафика на пересечении P . Входной слой:

$$X = (v_{p1}, v_{p2}, v_{p3})^T, \tilde{Y} = v_p, \quad (1)$$

где v_p — скорость транспортного потока в направлении узла, T — период, \tilde{Y} — аппроксимация транспортного потока.

$$z_j = f\left(\sum_{i=1}^3 w_{ij}x_i\right). \quad (2)$$

Здесь f — функция активации:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}.$$

О выходном слое Y известно, что $Y = f(Z, H)$. Эта модель представляет собой типичную нейронную сеть, может использовать алгоритм обратного распространения ошибки (back propagation, BP), инициализировать обучающий коэффициент α так, чтобы $0 < \alpha < 1$. Необходима точность ξ .

Определим уровень ошибки для m -го образца в нейронной сети:

$$E_m = \frac{(Y_m - \tilde{Y}_m)^2}{2}. \quad (3)$$

Суммарная ошибка для всей выборки:

$$E = \sum E_m. \quad (4)$$

Коррекция весовой матрицы выходного слоя H :

$$h_j = h_j + \alpha z_j (Q - Y)(\tilde{Y} - Y)Y/Q, \quad (5)$$

где Q — стандартный эталонный транспортный поток для данной выборки.

Матрица весов W входного слоя корректируется для скрытого слоя:

$$w_{ij} = w_{ij} + \Delta w_{ij}, \Delta w_{ij} = \alpha z_j (1 - z_j) (w_{ij} \delta x_i), \quad (6)$$

где $\delta = (Q - Y)(\tilde{Y} - Y)/Q$.

Можно получить оптимизированную систему нейронных сетей, пока $E < \xi$.

Описание проблемы. Нейросетевую модель нужно обучать и анализировать ее ошибки и точность. Результат позволит судить о достоверности модели. Эффективность нейронной сети определяются по двум параметрам. Первый — количество скрытых слоев, второй — объем вводимых данных. При коэффициенте обучения $\alpha = 0,5$ и коэффициенте ошибки $\epsilon = 0,3\%$ ошибки анализируются для количества нейронов в скрытом слое от 5 до 15.

Авторы получили зависимость между количеством нейронов в скрытом слое и кривыми ошибок для двух типов моделей контроля и управления транспортными потоками (рис. 6).

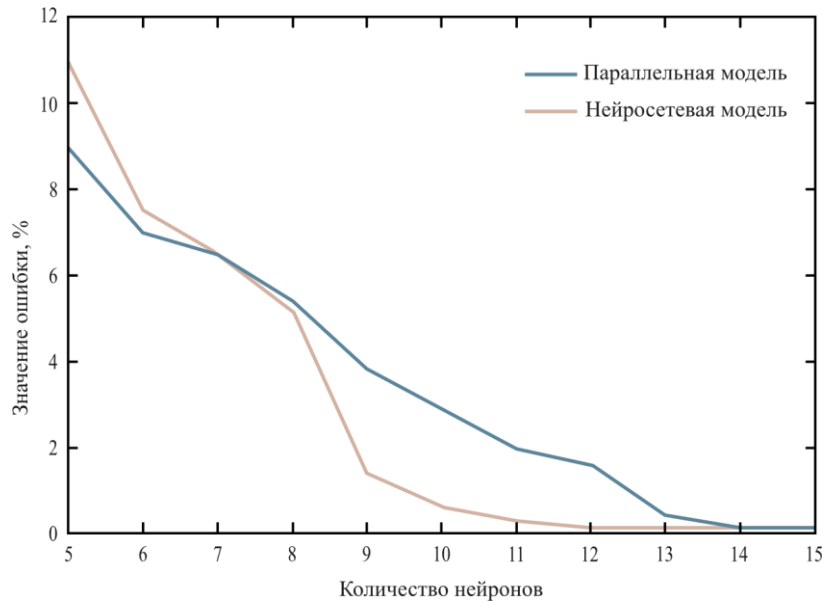


Рис.6. Количество нейронов в зависимости от ошибки

В табл. 1 сведены выходные данные графиков рис. 6.

Таблица 1

Зависимость между количеством нейронов в модели и ошибкой

Модель	Количество нейронов										
	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
	Значение ошибки (%)										
Параллельная	9	7	6,5	5,44	3,86	2,95	2,01	1,63	0,44	0,18	0,18
Нейросетевая	11	7,5	6,5	5,2	1,4	0,65	0,33	0,19	0,18	0,18	0,18

Как видим, значение ошибки существенно сокращается, если количество нейронов скрытого слоя превышает 8. То есть при таком условии модель контроля и управления транспортными потоками на основе нейронных сетей имеет более высокую вычислительную эффективность. Это следует учесть при работе над повышением эффективности контроля и управления транспортными потоками.

Заключение. Итак, увеличение количества нейронов скрытого слоя повышает точность модели контроля и управления транспортными потоками. Практическое решение, сформированное на ее основе, будет более эффективным в реальной обстановке на дороге.

Безусловно, транспортный поток в точке Р (см. рис. 4) далеко не всегда ограничивается тремя направлениями. Поэтому следующие научные работы целесообразно посвятить моделированию большого количества узлов дорожной сети.

Список литературы

1. Sura Mahmood Abdullah, Muthusamy Periyasamy, Nafees Ahmed Kamaludeen, Towfek S. K., Raja Marappan, Sekar Kidambi Raju et al. Optimizing Traffic Flow in Smart Cities: Soft GRU-Based Recurrent Neural Networks for Enhanced Congestion Prediction Using Deep Learning. *Sustainability*. 2023;15(7):5949. <https://doi.org/10.3390/su15075949>
2. Хамидулин Т.Г. Применение искусственных нейронных сетей в транспортной отрасли. *Экономика и социум*. 2019;4(59):851–858. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primeneniye-iskusstvennyh-neyronnyh-setey-v-transportnoy-otrasli> (дата обращения: 06.02.2024).
3. Баните А.В., Деряга Д.С., Леоненко О.В. Совершенствование городской транспортной системы путем внедрения адаптивных систем управления дорожным движением. *Автоматика на транспорте*. 2021;7(4):565–583. DOI: [10.20295/2412-9186-2021-7-4-565-583](https://doi.org/10.20295/2412-9186-2021-7-4-565-583)

Об авторах:

Анастасия Александровна Феофилова, кандидат технических наук, доцент кафедры организации перевозок и дорожного движения Донского государственного технического университета (344003, РФ, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), feofilowa@mail.ru

Цзян Цзисяо, аспирант кафедры организации перевозок и дорожного движения Донского государственного технического университета (344003, РФ, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), 3396945068@qq.com

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the Authors:

Anastasiya A. Feofilova, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor of the Transportation and Traffic Management Department, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, RF), feofilowa@mail.ru

Jiang Jixiao, Graduate Student of the Transportation and Traffic Management Department, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, RF), 3396945068@qq.com

Conflict of interest statement: the authors do not have any conflict of interest.

All authors have read and approved the final manuscript.