



ОБНАРУЖЕНИЕ АНОМАЛЬНОГО ТРАНСПОРТНОГО ПОТОКА С ПОМОЩЬЮ ПАРАМЕТРА ХЕРСТА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ДОРОЖНЫМ ДВИЖЕНИЕМ

С целью дальнейшего снижения уровня выбросов твердых частиц, оксидов азота и углекислого газа в атмосферу от автомобильного транспорта следует устранять причины образования заторов на городских улицах. Движение транспорта в городских условиях достаточно циклично, однако в условиях каждого города имеет свою специфику. Применение адаптивных систем управления светофорами в рамках интеллектуальных транспортных систем (ИТС) способствует решению этой проблемы. Однако возникает необходимость не только непосредственного реагирования на возникшие заторы и уменьшение скорости движения автомобилей, но и на предиктивное определение этих ситуаций заблаговременно. В статье показан пример применения метода нормированного размаха (показатель Херста) для предиктивного обнаружения изменения показателей транспортного потока на городской магистрали для последующей коррекции работы светофоров.

Параметр Херста, интеллектуальные транспортные системы, детекторы движения, аномальное движение, моделирование транспортных потоков.

Реализация положений стратегий устойчивого транспортного развития требует последовательного снижения уровня выбросов твердых частиц и объемов отработавших газов от транспорта. Тенденция к снижению углеродного следа при эксплуатации автомобилей в последние годы основывается на стремительном росте электрических транспортных средств и дальнейшей модернизации автомобилей с традиционными двигателями. Свой вклад вносят и автономные автомобили, реализующие наиболее оптимальные режимы движения и лишенные отчасти проблем, присущих технике, управляемой человеком. Однако в общей доле транспорта, тем более в целом ряде стран, где эти процессы идут со значительным отставанием от общемировых трендов (Индия, Латинская Америка, Россия, Восточная Европа), доля EV-транспорта сравнительно невелика. Поэтому, как показывают расчеты исследователей [1–2], динамика снижения выбросов CO существенно отстает от требуемой к настоящему времени. Работы [3–4] продемонстрировали, что наибольший потенциал снижения выбросов CO для EV-транспорта достигается при условии его движения в относительно свободном потоке, без значительных затруднений при движении и достаточно высоких средних скоростях движения. В этих условиях электрифицированный транспорт и гибридные автомобили достигают наиболее высокой эффективности работы, а следовательно, прослеживается достаточно существенное уменьшение объема выбросов CO на всех стадиях производства и потребления энергии. Аналогичные результаты показывает эксплуатация транспорта с традиционными современными двигателями [5], так

как именно при минимальном числе остановок при движении в городском трафике они показывают наименьшее потребление топлива.

Эти особенности вместе с требованиями к увеличению скорости сообщения для населения городов и трендом к приведению дорожного травматизма к фоновому уровню вызвали массовое внедрение городских интеллектуальных транспортных систем. Последние позволили применять наиболее прогрессивные адаптивные программы и методы управления дорожным движением. Для этого используется постоянный мониторинг скоростей и интенсивностей движения транспорта с последующей корректировкой фаз работы дорожных светофоров. Для этого применяются различные подходы. В работе [6] показан пример применения методов адаптивного управления светофорами в городе Шираз, который в настоящее время работает на основе расписания сигналов светофора с фиксированным временем. Применены подходы интернета вещей (IoT) и методы искусственного интеллекта для более эффективного управления светофорами, что является неотъемлемой частью ИТС. Фактически, интеллектуальная система управления светофором обеспечивается за счет использования распределенного многоагентного обучения с подкреплением (MARL) и применения данных о дорожном движении соседних перекрестков вместе с локальной информацией.

В работе [7] приведено качественное сравнение двух методов координации светофоров: метода статической оптимизации «зеленой волны» и метода адаптивной самоорганизации. Показано, что метод самоорганизации обеспечивает значительные улуч-

шения по сравнению с методом зеленой волны. Исследователи [8] обосновали, что использование GPS, приемопередающих систем в протоколе Lo@RA WAN, веб-микронтроллеров создают предпосылки для динамического оперативного изменения фаз светофоров как основных регуляторов транспортных потоков на городских дорогах.

Аналогичный проект [9] представлен по разработке адаптивной системы управления светофорами как части интеллектуальной системы оптимизации использования дорог и уменьшения заторов. Результаты исследования наглядно демонстрируют, что синхронизация временных интервалов между светофорами имеет решающее значение для поддержания устойчивого транспортного потока. Авторы работы [10] разработали симулятор, в котором светофорная решетка из светофоров строится на перекрестках, напоминающих таковые в крупных городах, и оптимизируется поток транспортных средств через сетку путем разработки алгоритмов изменения состояния светофоров. Чтобы максимизировать движение транспортных средств по сети, разрабатываются алгоритмы планирования, чтобы контролировать изменение дорожного движения. Благодаря обнадеживающему отклику на полученные модели исследователи смогли добиться хороших результатов, сократив время ожидания на 30 % по сравнению с моделью по умолчанию.

Проблема мониторинга состояния городского трафика и соответствующей корректировки режимов управления дорожным движением проанализирована в работе [11]. Управление дорожными знаками (TSC) может быть реализовано с использованием технологии выделенной сети для транспортных средств (VANET) и алгоритма интеллектуального управления, поскольку технология VANET предоставляет исчерпывающую информацию о транспортных средствах, приближающихся к перекресткам. Однако, как отмечают исследователи, алгоритм планирования светофоров в сценарии VANET показывает низкую производительность при большой зоне покрытия. В связи с чем предприняты шаги по минимизации данного явления.

Проблему определения транспортных средств для ИТС без использования технологий VANET исследователи [12] решают с использованием детекторов транспорта и обучения нейросети для фиксации интенсивности транспортных протоков. Для этого применены сверточные нейронные сети на основе регионов (R-CNN), быстрые сверточные нейронные сети на основе регионов (Fast R-CNN), более быстрые сверточные нейронные сети на основе регионов (Faster R-CNN), детектор одиночных выстрелов (SSD) и алгоритмы глубокого обучения You Only Look Once v4 (YOLO v4). Тогда как авторы [13] предлагают использовать радары на основе эффекта Доплера для отслеживания трафика транспортных средств и последующей корректировки программ работы светофоров.

Как видно из представленного обзора проблематика внедрения адаптивных систем управления в настоящее время особенно актуальна для городов и стран, повсеместно применяющих устаревшие системы жесткого фазного регулирования работы светофоров. Там же минимальное количество подключенных и автономных транспортных средств, не позволяющее активно применять методы IoT или VANET. В России во всех крупных городах реализована подготовка к внедрению ИТС с точки зрения установки большого числа детекторов транспорта. При этом непосредственно методы реализации адаптивных режимов организации работы светофоров пока еще отнюдь не повсеместно реализованы. Кроме того, особенный интерес представляет собой возможность предиктивной оценки тенденций изменения транспортных потоков во времени для возможности реализации стратегии «мягкого» изменения режимов работы светофоров. Именно отсутствие резкого изменения продолжительности фаз работы позволяет более гибко реагировать на локальные и глобальные тренды изменения транспортных потоков в рамках как суток, так и дня недели.

В этой связи нам наиболее перспективным видится продолжение работы исследователей [14], которые предложили использовать с этой целью метод нормированного размаха (показатель Херста) для оценки параметров и возможного предиктивного обнаружения изменения показателей транспортного потока.

Целью работы было изучить предиктивные способности показателя Херста применительно к анализу интенсивности движения транспорта по городской улице и обнаружению аномальности этого параметра в режиме реального времени.

Исследования проводились в городе Вологде (Россия). Население города порядка 307 тыс. человек, уровень автомобилизации около 350 автомобилей на 1000 жителей. Все основные перекрестки и городские улицы оснащены детекторами сети ИТС (более 300 единиц), отслеживающими номера и скорость движения транспортных средств. 69 светофоров (90 % от общего числа) подключены к данной сети. В настоящее время на нескольких пробных участках дорог реализуется адаптивная технология регулирования циклов работы светофоров в зависимости от степени загрузки дорог.

В качестве исходных данных нами были получены от Центра организации дорожного движения города данные от детекторов транспорта на одной из магистральных улиц города за 1 сутки в прямом и обратном направлении (рис. 1).

Всего с этого детектора за 12 октября 2022 (полные сутки 24 часа) зафиксирован проезд 4351 транспортных средств. Это транспорт, следующий по ул. Горького со стороны Разина и обратно через перекресток. Детектор фиксирует точное время проезда автомобиля через контрольную зону и его скорость. Таким образом каждая строчка в исходном файле – это есть факт проезда автомобиля.

1	Date of commit	Place of fixation	Direction	traffic lane	car registration number	Speed
2	12.10.2022, 23:52:39	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	M229AM35	23
3	12.10.2022, 23:51:46	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	P042MH11	36
4	12.10.2022, 23:47:40	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	E730YT35	40
5	12.10.2022, 23:42:57	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	T111HY35	14
6	12.10.2022, 23:42:49	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	1	K350CT35	30
7	12.10.2022, 23:42:31	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	B987HM147	23
8	12.10.2022, 23:41:27	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	1	B585XK35	51
9	12.10.2022, 23:40:49	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	C876OT35	36
10	12.10.2022, 23:39:13	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	C300PC35	47
11	12.10.2022, 23:38:15	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	1	K469TM35	32
12	12.10.2022, 23:36:18	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	E696EM35	23
13	12.10.2022, 23:35:31	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	T366PH98	24
14	12.10.2022, 23:35:12	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	K320HK35	73
15	12.10.2022, 23:34:39	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	M612YY35	20
16	12.10.2022, 23:33:54	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	1	K328PH35	38
17	12.10.2022, 23:33:02	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	E738AH11	40
18	12.10.2022, 23:32:54	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	T890HP35	44
19	12.10.2022, 23:31:59	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	2	K251CB35	19
20	12.10.2022, 23:31:21	DT-15.1 st. Gor'ky - st. Prokatova	To the camera	1	E266CC35	26

Рис. 1. Формат выгрузки данных с детектора ИТС

Рис. 2. Подсчет числа автомобилей за разные промежутки времени (фрагмент)

Далее все исходные данные после предварительной обработки и приведения значений времени в формат Excel были разделены по временным промежуткам в 5 минут. Подсчитано число автомобилей n , зафиксированных детектором за каждый промежуток времени t равный 5 минутам, начиная с 00:00 и до 23:59 анализируемых суток.

После этого последовательно данные интервалы объединялись в промежутки времени t равные 10, 20,

30, 40, 50 минут и 1 час, и также было определено количество автомобилей за каждый интервал времени m . После этого рассчитывалась средняя интенсивность движения транспортного потока $N = n/t$, автомобилей в час, для каждого интервала времени.

Таким образом, были получены различные временные ряды интенсивностей движения автомобилей через анализируемый участок дороги в каждом

направлении движения для разных промежутков времени усреднения – x_i :

$$x_i = x_1 + x_2 + \dots + x_i, \text{ авт/мин}, \quad (1)$$

где x_i – i -ое значение интенсивности транспортного потока, авт/мин;

i – количество временных интервалов усреднения.

Графически изменение интенсивности движения автомобилей по анализируемому участку дороги для периода времени с 19:30 до 23:59 представлено на рисунке 3 для интервала усреднения 5 минут, на рисунке 4 для интервала усреднения в 10 минут.

Далее рассчитано среднее значение x_m по каждому временному ряду для разных интервалов усреднения:

$$x_m = (x_1 + x_2 + \dots + x_i) / i, \text{ авт/мин}. \quad (2)$$

Для каждого периода усреднения рассчитано стандартное отклонение S_m и величина размаха зна-

чений параметра интенсивности в каждом временном ряду $m - R$:

$$R_m = \max(x_1, x_2, \dots, x_i) - \min(x_1, x_2, \dots, x_i). \quad (3)$$

Согласно формуле, предложенной Херстом для систем, которые (в отличие от броуновских) не являются независимыми:

$$(R/S) = c \cdot n^H, \quad (4)$$

где n – длина (время) ряда; для нашей модели – число элементов ряда;

c – константа;

H – показатель Херста, названный так Мандельбротом в честь автора формулы (сам Херст использовал обозначение K). Видно, что для броуновского движения или любого иного процесса из независимых событий должны выполняться равенства $c = 1, H = 0,5$. Если $H > 0,5$, говорят, что процесс обладает долговременной памятью.

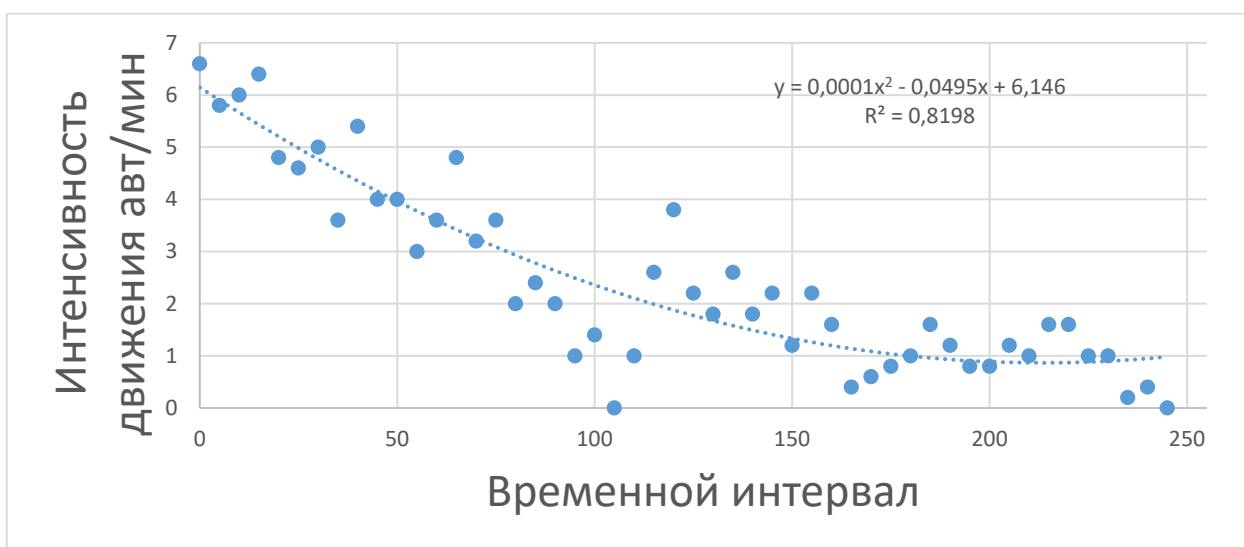


Рис. 3. Изменение интенсивности движения для периода времени с 19:30 до 23:59 для интервала усреднения 5 минут

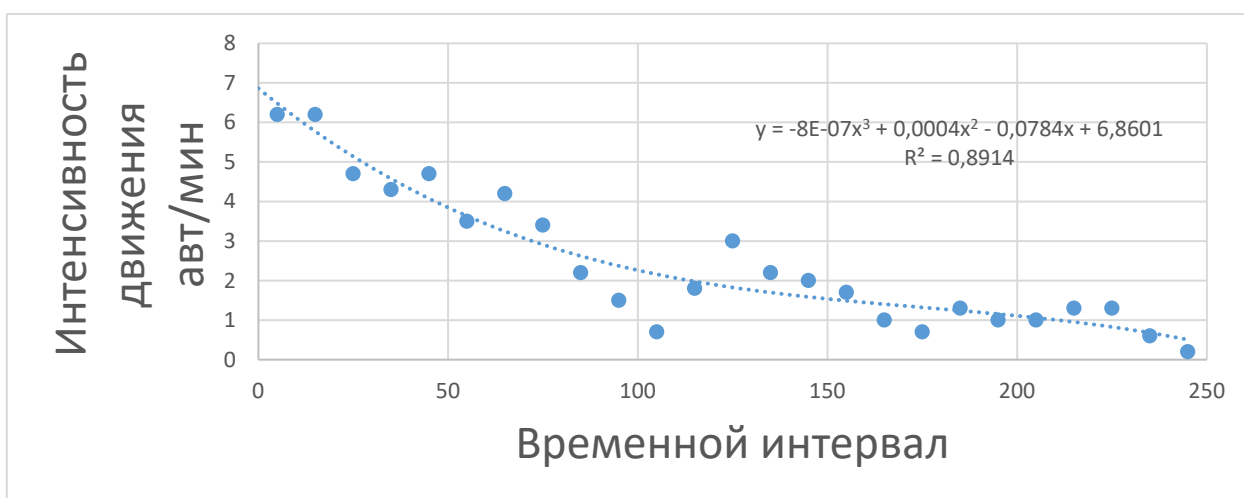


Рис. 4. Изменение интенсивности движения для периода времени с 19:30 до 23:59 для интервала усреднения 10 минут

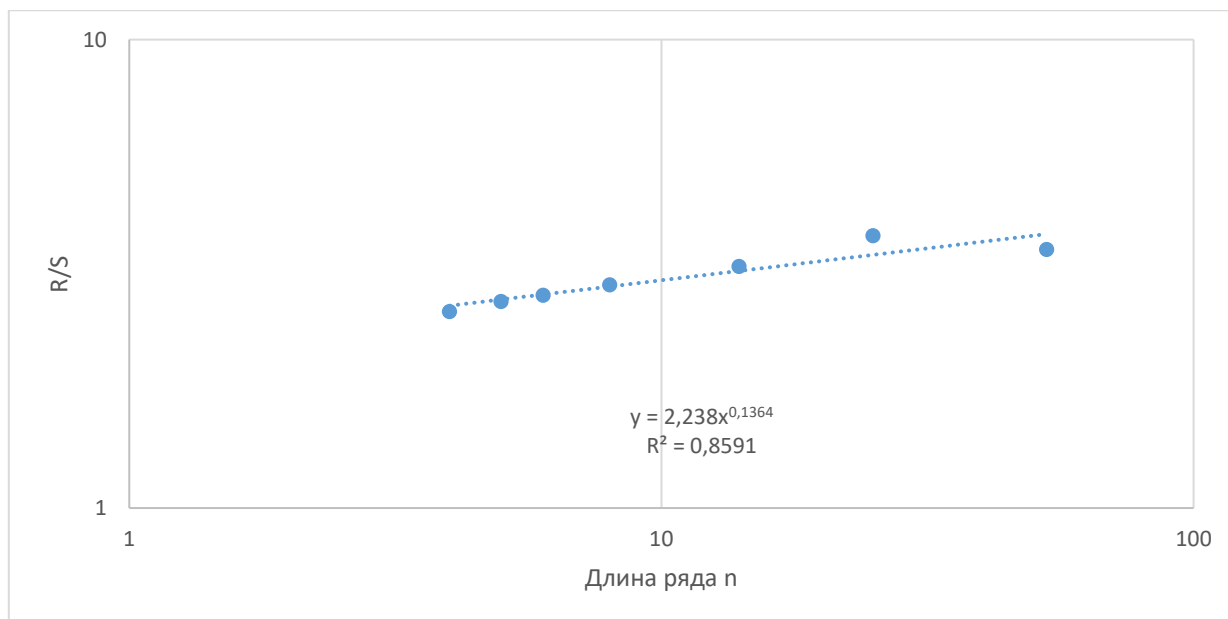


Рис. 5. Представление функции (R/S) от длины временного ряда (промежуток анализируемых значений интенсивностей движения 19:30 – 23:59)

Таким образом, для каждого временного ряда для разных временных интервалов усреднения m равных 5, 10, 20, 30, 40, 50 минут и 1 часу определены указанные выше значения.

Если функцию $(R/S) = f(n)$ построить в логарифмических координатах по обеим осям, то решение уравнения (4) относительно s и H находится с помощью линейной аппроксимации (метода наименьших квадратов), так что s – расстояние, отсекаемое прямой на оси y , а H – угол наклона прямой к оси x .

Таким образом, были рассчитаны значения параметра R/S для всех анализируемых суток по указанным выше интервалам усреднения. Далее функция (R/S) представлялась графически. На рисунке 3 представлен пример функции R/S от длины временного ряда для интенсивностей движения автомобилей в промежутке времени с 19:30 до 23:59.

График на рисунке 5 построен по значениям таблицы 1. Где приведены величины стандартного отклонения, параметра (R/S) и числа временных промежутков усреднения n . Значение 0,1364 в показателе степенной функции линии тренда и представляет из себя величину индекса Херста – H . Таким образом, для прямого направления движения (из центра города) для анализируемого перекрестка в период времени с 19:30 до 23:59 временной ряд интенсивностей движения автомобилей имеет значение индекса Херста – $H=0,1364$. Так как $H < 0,5$, это говорит о том, что имеется анти персистентный временной ряд, для которого более вероятно смена предыдущего направления.

Таблица 1

Расчетные значения для периода времени 19:30 – 23:59 (одно направление движения)

Sn	1.410	1.573	1.450	1.459	1.541	1.574	1.853
R/S	2.623	2.759	2.843	2.992	3.276	3.811	3.560
n	4	5	6	8	14	25	53

На основании описанной методологии был произведен расчет индекса Херста H для всех анализируемых суток на рассматриваемом перекрестке для различных временных интервалов. Данные приведены в таблице 2. Причем из двух значений для разных направлений в каждом периоде выбран наибольший.

Таким образом, можно определять случайность характера изменений уровней временного ряда интенсивностей движения автомобилей по данным детекторов транспорта для определения прогнозных показателей, а это имеет отношение к анализу трендовости движения.

Таблица 2

Расчетные значения индекса Херста для разного времени суток

Интервал времени анализа	Значение индекса Херста H	Сравнение
00:01 – 04:00	0,1579	$H < 0,5$
04:01 – 08:00	0,1934	$H < 0,5$
08:01 – 12:00	0,4487	$H < 0,5$
12:01 – 16:00	0,1786	$H < 0,5$
16:01 – 19:30	0,4368	$H < 0,5$
19:31 – 23:59	0,1364	$H < 0,5$

Значения индекса Херста H , полученные для анализируемого перекрестка в течение суток на основании данных по детекторам транспорта ИТС, говорят о наличии двух временных интервалов с 08:01 – 12:00 и с 16:01 – 19:30, в которых полученные значения достаточно резко отличаются от среднего по всем суткам $H = 0,2586$. Это совпадает с реальной картиной городского движения с наличием двух пиковых периодов в движении – утро в центр города и вечер на выезд из центра. В целом все полученные значения $H < 0,5$.

Данный диапазон при значении показателя индекса Херста $H < 0,5$ соответствует антиперсистентным

(эргодическим) рядам. Такой тип системы часто называют «возврат к среднему». Если система демонстрирует рост в предыдущий период, то, скорее всего, в следующем периоде начнется спад. И наоборот, если шло снижение, то вероятен близкий подъем.

В работе на основании данных, полученных с детекторов транспорта с применением аналитического определения индекса Херста, были получены его значения для различных временных интервалов в течение суток. Итоговое количество автомобилей, прошедших за указанный участок дороги, – 4351, что не является такой уж большой выборкой. Так, например, в работе [14] выборка составила более 61 000 автомобилей и период снятия данных равен 1 неделе. Однако данные позволили получить достаточно объяснимые результаты с четким выявлением интервала времени, при котором поток автомобилей начинает проявлять заметно большую трендовость относительно предыдущих и последующих периодов. Это говорит о наличии предиктивности описанного метода относительно определения аномальности потока транспорта. Однако стоит заметить, что все-таки метод оценки временного ряда с расчетом показателя индекса Херста более применим к временным рядам с гораздо большим числом значений (порядка десятков тысяч), нежели к малым, как в нашем случае. Отсутствие превышения H значения в 0,5 на данный момент не может быть объяснено однозначно и требует дополнительного анализа на больших временных рядах.

Задача определения аномальности транспортного потока на основании анализа данных, поступающих в реальном времени от детекторов транспорта ИТС, с помощью расчета индекса Херста может быть решена и не требует больших вычислительных мощностей.

Действительно, значения индекса H для двух временных интервалов, примерно соответствующих утреннему и вечернему часу пика, значительно отличаются от среднего суточного значения $H = 0,2586$, больше в 1,73 и 1,68 раза соответственно. Что дает основания предполагать возможность применения этого значения именно в предиктивных целях, чтобы при отслеживании тренда на изменение величины относительно предыдущего периода заранее начинать корректирование режимов работы светофорных объектов на исследуемом участке для минимизации эффекта образования заторов.

Литература

1. S. Zhou et al., Dynamic EV Charging Pricing Methodology for Facilitating Renewable Energy With Consideration of Highway Traffic Flow, IEEE Access, 2020, vol. 8, pp. 13161–13178. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2958403.
2. M. Alizadeh, H. -T. Wai, A. Goldsmith and A. Scaglione, Retail and Wholesale Electricity Pricing Considering Electric Vehicle Mobility, IEEE Transactions on Control of Network Systems, March 2019, vol. 6, no. 1, pp. 249–260. doi: 10.1109/TCNS.2018.2809960.
3. Раков, В. А. Влияние рекуперации энергии торможения на выбросы твердых частиц от авто-

транспорта / В. А. Раков. – DOI 10.33979/2073-7432-2020-71-4-61-68 // Мир транспорта и технологических машин. – 2020. – № 4 (71). – С. 61–68.

4. Раков, В. А. Стагнация развития конструкции двигателей внутреннего сгорания и ее влияние на экологичность автотранспортных средств / В. А. Раков // Автоматизация и энергосбережение в машиностроении, энергетике и на транспорте : материалы XV Международной научно-технической конференции, Вологда, 08 декабря 2020 года. – Вологда : Вологодский государственный университет, 2021. – С. 290–294.

5. Смирнов, П. И. Использование телематических данных, получаемых от грузовых автомобилей, для прогнозного определения норм расхода топлива / П. И. Смирнов, А. П. Тимофеев, Ф. А. Новокшанов // Грузовик. – 2018. – № 12. – С. 32–37.

6. Damadam, Shima & Zourbakhsh, Mojtaba & Javidan, Reza & Faroughi, Azadeh, An Intelligent IoT Based Traffic Light Management System: Deep Reinforcement Learning, Smart Cities, 2022, no. 5, pp. 1293–1311. doi: 10.3390/smartcities5040066.

7. Gershenson, Carlos & Rosenblueth, David, Adaptive self-organization vs static optimization: A qualitative comparison in traffic light coordination, Kybernetes, 2012, no. 41, pp. 386–403. doi: 10.1108/03684921211229479.

8. Mansurova, Madina & Belgibaev, Baurzhan & Zhamangarin, Dusmat & Zholdas, Nurassyl, Adaptive City Traffic Lights As Collective IoT Devices, 2023. doi: 10.1007/978-3-031-22938-1_48.

9. Djuana, Endang & Rahardjo, Kuat & Gozali, Ferrianto & Tan, S & Rambung, R & Adrian, Simulating and evaluating an adaptive and integrated traffic lights control system for smart city application, IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2018, p. 106. doi: 012031. 10.1088/1755-1315/106/1/012031.

10. Wided, Ali, Traffic Management system and Traffic Light Control in Smart City to Reduce Traffic Congestion, International Journal of Automation and Smart Technology, 2023, p. 13. <https://gigvvy.com/journals/ausmt/articles/ausmt-2023>. 10.5875/ausmt.v13i1.2464.

11. Alwan, Belal & Salman, Muntaser, Develop scheduling algorithm for traffic light in VANET scenario, AIP Conference Proceedings, 2023, p. 2591. doi: 030015. 10.1063/5.0119504.

12. Ottom, Mohammad Ashraf & Al-Omari, Ahmad, An Adaptive Traffic Lights System using Machine Learning, The International Arab Journal of Information Technology, 2023. doi: 20.10.34028/iajit/20/3/13.

13. Aliyeva, Kamala & Javadov, Shain, MODELING OF TRAFFIC LIGHT CONTROL SYSTEMS, PAHTEI-Proceedings of Azerbaijan High Technical Educational Institutions, 2023, no. 28, pp. 119–126. doi: 10.36962/PAHTEI28052023-119.

14. Boyarshinov, Michael & Vavilin, A. & Vaskina, E., Application of the Hurst index to research the traffic flow intensity, Intelligence. Innovations. Investment, 2022. doi: 2.68-81.10.25198/2077-7175-2022-2-68.

P.I. Smirnov
Vologda State University

**DETECTION OF ABNORMAL TRAFFIC FLOW WITH THE HURST EXPONENT
FOR TRAFFIC MANAGEMENT**

In order to further reduce the level of particulate matter, nitrogen oxides and carbon dioxide emissions into the atmosphere from road transport, the causes of congestion on city streets should be eliminated. Traffic in urban environments is quite cyclical, but each city has its own specifics. The use of adaptive traffic light control systems within the framework of intelligent transport systems (ITS) helps solve this problem. However, there is a need not only to directly respond to congestion and a decrease in vehicle speed, but also to predictively determine these situations in advance. The article shows an example of using the normalized range method (Hurst exponent) for predictive detection of changes in traffic flow indicators on a city highway for subsequent correction of traffic lights.

Hurst exponent; intelligent transport systems; traffic detectors; abnormal traffic; traffic flow modeling.