

О.К. Головнин, А.А. Столбова
**ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗ КАК ИНСТРУМЕНТ ИССЛЕДОВАНИЯ
ХАРАКТЕРИСТИК ДОРОЖНОГО ДВИЖЕНИЯ ДЛЯ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТРАНСПОРТНЫХ СИСТЕМ В
УСЛОВИЯХ НЕДОСТАЮЩИХ ДАННЫХ**

Головнин О.К., Столбова А.А. Вейвлет-анализ как инструмент исследования характеристик дорожного движения для интеллектуальных транспортных систем в условиях недостающих данных.

Аннотация. Мероприятия по получению достоверной информации о текущем состоянии транспортных потоков являются необходимыми для реализации эффективных методов управления, предлагаемых современными интеллектуальными транспортными системами. Часто встречающейся проблемой при получении характеристик транспортных потоков с технических устройств является потеря исходных данных, которая приводит к необходимости решения задачи анализа неэквидистантных временных рядов. Эффективным подходом к исследованию неэквидистантных данных выступает спектральный анализ, требующий приведения неэквидистантного процесса к равномерному виду, например, восстановлением пропущенных отсчетов, что ведет к появлению погрешности датирования.

Для анализа и интерпретации нестационарных неэквидистантных временных рядов, полученных из систем мониторинга транспортных потоков, предлагается использовать метод вейвлет-преобразования с подстройкой интервалов дискретизации, результатом которого является частотно-временная развертка с равномерным представлением. Вейвлет-анализ применен к макроскопическим характеристикам транспортного потока, описывающим динамическое состояние транспортной сети в масштабе города или области.

Программное обеспечение, реализующее предложенный метод вейвлет-анализа характеристик транспортных потоков, разработано с использованием атрибутно-ориентированного подхода на фреймворке интеллектуальной транспортной геоинформационной системы ITSGIS. Интеграция разработанного программного обеспечения с интеллектуальной транспортной системой выполняется на трех уровнях: уровень данных — получение исходных данных от систем мониторинга; уровень бизнес-логики — представление обработанных данных для сервисов интеллектуальной транспортной системы; уровень представления пользователю — встраивание визуальных компонентов в пользовательские интерфейсы ITSGIS.

Вейвлет-анализ характеристик транспортных потоков проведен с использованием вейвлетов Морле на примере трех различных по интенсивности и скорости движения участков автодорог в городе Орхус (Дания). В качестве набора данных для анализа выступает недельный интервал с понедельника по воскресенье. Выполнен анализ данных о средней скорости, числе транспортных средств и среднем времени прохождения участка улично-дорожной сети. Построены и проанализированы вейвлет-спектры и скейлограммы, выявлены общие зависимости в частотном расположении экстремумов, выявлены различия в спектральной мощности.

Разработанное программное обеспечение, внедренное в интеллектуальную транспортную систему ITSGIS, проходит экспериментальную апробацию при решении практических задач государственных и муниципальных служб на территории России.

Ключевые слова: транспортный поток, вейвлет, интеллектуальная транспортная система, спектральный анализ, частотный анализ, ИТС.

1. Введение. Мероприятия по получению достоверной информации о текущем состоянии транспортных потоков (ТП) являются необходимыми для реализации эффективных методов управления, пред-

лагаемых современными интеллектуальными транспортными системами [1]. С точки зрения мониторинга, характеристикам ТП присущи нестабильность, многообразие и практическая сложность получения [2]. Эффективность мониторинга характеристик ТП может быть повышена за счет применения средств автоматизации процессов сбора, хранения, планирования и анализа информации [3].

Активно используются и развиваются методы и средства мониторинга характеристик ТП, которые используют данные, полученные с помощью петлевых датчиков [4], фото- и видеокамер [5], спутниковых навигационных систем [6], операторов сотовой связи [7], дистанционного зондирования Земли [8]. Существуют методы мониторинга и прогнозирования характеристик ТП на основе гибридных подходов, например спектрально-статистического [9] и пространственно-временного [10]. Методы прогнозирования характеристик ТП, применяющие к статистическим данным нейросетевой анализ [11] и выполняющие адаптации макроскопических моделей ТП [12], ставят своей целью снижение влияния неполноты информации о текущем состоянии ТП на прогнозные значения за счет предыдущих периодов.

Применение сетей Петри в интеллектуальных транспортных системах показывает высокую эффективность в случае неравномерного или высокого транспортного спроса, но качество решений на их основе тесно связано с качеством используемых динамических моделей ТП [13]. Традиционная теория сетей и систем массового обслуживания не позволяет построить точную модель ТП, поскольку ТП, движущийся по улично-дорожной сети, не является пуассоновским, что приводит к появлению моделей, в которых ТП имеет распределение Эрланга [14]. Такие модели применяются для потоков в компьютерных сетях, но вследствие особенностей ТП, состоящего из различных транспортных средств, не могут быть использованы в предзаторовых и заторовых состояниях. Однако отдельные методы теории массового обслуживания с успехом применяются для решения проблемы минимизации транспортных задержек [15].

Разрабатываются модели, источником данных для которых выступают социальные сети, например интегрированная модель прогнозирования скорости движения [16], однако неопределенность местоположения данных не позволяет применять их для управления движением. Методы глубокого машинного обучения в прогнозировании различных характеристик ТП показывают хорошие результаты [17], но требуют накопленного объема исходных достоверных данных.

Повышение достоверности данных о ТП достигается за счет применения моделей прогнозирования временных рядов [18] и статистических методов [19]. Наиболее эффективные результаты в отношении скорости расчетов и точности получаемых значений показывают

методы спектрального анализа [20]. Однако частотные методы спектрального анализа не позволяют определить время существования частоты в исследуемом процессе, что приводит к ограниченным возможностям при анализе процессов, нестационарных по частоте. Вейвлет-анализ относится к частотно-временным методам и позволяет реализовать анализ времени существования частоты в процессе, является одним из активно развивающихся методов спектрального анализа нестационарных процессов [21, 22] и прогнозирования [23].

Подходы, основанные на вейвлет-анализе, используются в прогнозировании временных рядов, являющихся волатильными и гетероскедастичными [24, 25]. Вейвлеты успешно применяются для прогнозирования и классификации в нейронных сетях [26-28], для подавления шумов инерционных датчиков при управлении движением, оценке поведения водителей и мониторинге состояния автомобильных дорог [29], прогнозирования показателей ТП, включая прогноз средней скорости ТП [30]. В работе [31] рассмотрена гибридная модель прогнозирования характеристик ТП на основе декомпозиции мод, учитывающая свойственные им характеристики.

Стоит отметить, что часто встречающейся проблемой при анализе ТП является потеря данных, которая ведет к неэквидистантности исходных данных. Например, в работе [32] описывается подход к решению проблемы пропущенных значений при анализе данных с петлевых датчиков. В этом случае при анализе неэквидистантный процесс приводится к равномерному виду — такой подход является простым, не требует разработки новых алгоритмов, однако приводит к появлению погрешности датирования, следовательно, проблемы анализа неэквидистантных процессов решены не в полной мере.

Таким образом, цель работы — разработка метода и программного обеспечения для вейвлет-анализа характеристик ТП в частотной и временной областях без восстановления пропущенных отсчетов. Программное обеспечение должно масштабироваться и тиражироваться для возможности использования на практике в составе интеллектуальной транспортной системы.

2. Метод вейвлет-анализа характеристик транспортных потоков. Данные о характеристиках ТП, получаемые в общем случае из ненадежных систем мониторинга, представляют собой временной ряд:

$$\begin{aligned} & \{x_i, \Delta t_i\}_{i=1..N}; \\ & \Delta t_i = t_{i+1} - t_i. \end{aligned} \quad (1)$$

где i — номер отсчета, x_i — значения временного ряда t_i — время отсчета.

К типовым рядам данных, получаемых в результате мониторинга характеристик ТП, относятся ряды с пропусками наблюдений [33]:

$$\begin{cases} x_i = x_i(t_i); \\ t_i = \sum_{k=1}^i Y_k \cdot \Delta t_0, \end{cases} \quad (2)$$

где Y_i — случайная величина, распределенная по сдвинутому на единицу закону Паскаля, Δt_0 — интервал принудительной дискретизации.

Так как в случае с пропусками наблюдений интервал дискретизации временных рядов является случайной величиной, то получаемый ряд характеристик ТП относится к неэквидистантным. Для анализа и интерпретации нестационарных неэквидистантных временных рядов, полученных из систем мониторинга ТП, предлагается использовать метод вейвлет-преобразования с частотно-временной разверткой с равномерным представлением:

1. Выбрать интервал принудительной дискретизации временного ряда Δt_0 .
2. С учетом полученного интервала восстановить массив сдвигов b , соответствующий равномерному временному ряду.
3. При расчете вейвлет-коэффициентов $W(a, b)$ на каждом шаге сдвига b необходимо пересчитать вейвлет ψ с новыми неравномерными интервалами дискретизации, соответствующими интервалам временного ряда $t_{i+1} - t_i$.

На шаге 1 метода используется минимально возможное значение интервала принудительной дискретизации временного ряда $\Delta t_0 = \min_k \Delta t_k$, поскольку наиболее вероятная причина неэквидистантности в данных о ТП — пропуски наблюдений (2).

Применяемое непрерывное вейвлет-преобразование имеет следующий вид:

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (3)$$

где $f(t)$ — исследуемый процесс; $\psi(t)$ — выбранный вейвлет; $a \neq 0$ — параметр масштаба; $b \geq 0$ — параметр сдвига.

Численно-аналитический подход к вычислению вейвлет-преобразования не позволяет повысить точность и скорость вычисления, поскольку результирующее выражение содержит неберущийся интеграл. Применение классического метода Симпсона при вычислении вейвлет-преобразования рядов с пропусками наблюдений является невозможным ввиду того, что он предполагает равномерность исходного ряда. Интерполяция подынтегральной функции полиномом в форме Ньютона является довольно ресурсоемкой процедурой, поскольку потребует итерационного расчета коэффициентов вейвлет-преобразования на каждом шаге. В связи с этим для вычисления используется метод трапеций, а выражение для оценки коэффициентов вейвлет-преобразования имеет следующий вид [34]:

$$W(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \left(x_0 \psi \left(\frac{t_0 - b}{a} \right) \frac{(t_1 - t_0)}{2} + \sum_{i=1}^{N-2} x_i \psi \left(\frac{t_i - b}{a} \right) \left(\frac{t_{i+1} - t_{i-1}}{2} \right) + x_{N-1} \psi \left(\frac{t_{N-1} - b}{a} \right) \frac{(t_{N-1} - t_{N-2})}{2} \right), \quad (4)$$

где N — число отсчетов исследуемого временного ряда.

Подобно алгоритму, примененному в [35], предлагается использовать вейвлеты Морле для анализа характеристик ТП:

$$\psi(t) = \exp(-ikt) \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right). \quad (5)$$

Вейвлет Морле обладает преимуществом перед другими базисными вейвлетами с точки зрения анализа характеристик ТП — позволяет влиять на выбор ширины окна и доминантной частоты, отвечающей за избирательность вейвлета, что дает возможность настроить функцию для получения наиболее точных результатов как по частоте, так и по времени.

Для анализа результатов применим вейвлет-спектр, описывающий распределение энергии по масштабам:

$$S(a_i, b_j) = |W(a_i, b_j)|^2. \quad (6)$$

Также используем скейлограмму, которая имеет следующий вид [36]:

$$Sg(a_i, b_j) = \frac{1}{N_b} \sum_{j=0}^{N_b-1} S(a_i, b_j). \quad (7)$$

Применим вейвлет-анализ к макроскопическим характеристикам транспортного потока, описывающим динамическое состояние транспортной сети в масштабе города или области, — средней скорости $v(t)$, интенсивности $I(t)$ и плотности $k(t)$:

$$v(t) = \frac{I(t)}{k(t)}; \quad (8)$$

$$I(t) = \frac{\partial Q(t)}{\partial t}, \quad (9)$$

где $Q(t)$ — количество автомобилей на участке улично-дорожной сети в момент времени t .

3. Реализация программного обеспечения. Программное обеспечение, реализующее предложенный метод вейвлет-анализа характеристик ТП, разработано с использованием атрибутно-ориентированного подхода [37] на фреймворке ITSGIS [38], предназначенном для построения интеллектуальных транспортных геоинформационных систем.

Архитектура программного обеспечения приведена на рисунке 1. Интеграция с интеллектуальной транспортной системой выполняется на трех уровнях: уровень данных — получение исходных данных от систем мониторинга; уровень бизнес-логики — представление обработанных данных для сервисов интеллектуальной транспортной системы; уровень представления пользователю — встраивание визуальных компонентов в пользовательские интерфейсы ITSGIS.

Разработанное программное обеспечение для вейвлет-анализа характеристик ТП выполняет следующие функции:

- извлечение последовательностей данных с равномерной и неравномерной дискретизацией из различных источников данных: из файлов формата XML, JSON, CSV, из баз данных и онтологических баз знаний;
- получение спектральных характеристик процесса;
- вычисление вейвлет-функций и коэффициентов вейвлет-преобразования;
- построение вейвлет-спектров и скейлограмм;
- вычисление погрешности преобразований.

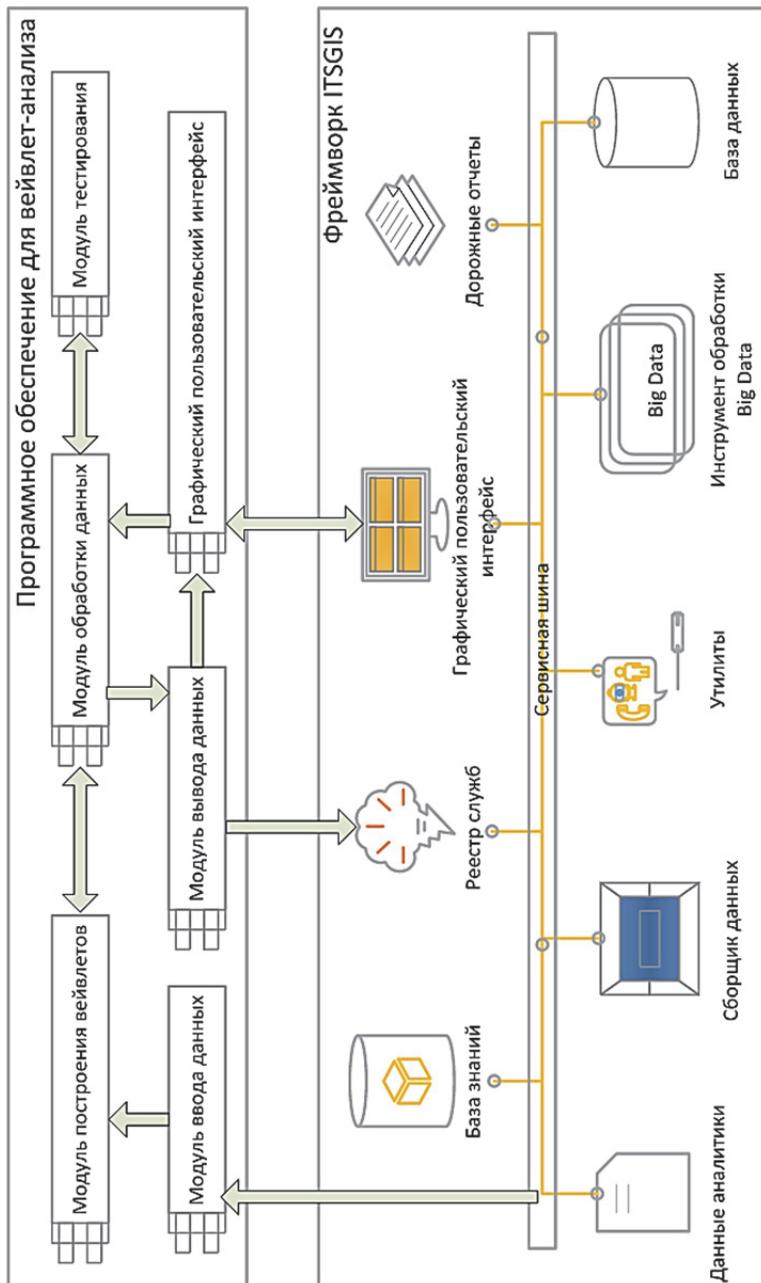


Рис. 1. Архитектура программного обеспечения

Схема реализованного алгоритма расчета коэффициентов вейвлет-преобразования приведена на рисунке 2.

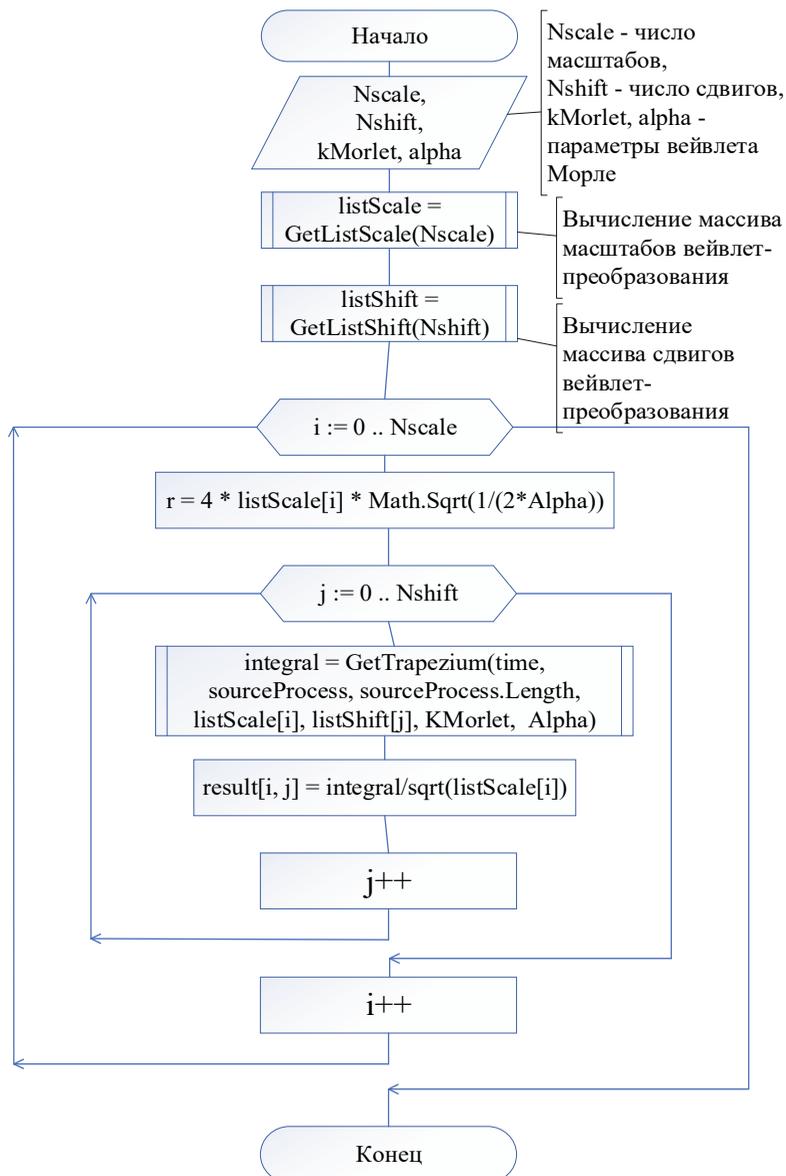


Рис. 2. Схема алгоритма вычисления коэффициентов вейвлет-преобразования

В приведенном алгоритме используются:

- *GetListScale(Nscale)* — функция, возвращающая массив масштабов вейвлет-преобразования;
- *GetListShift(Nshift)* — функция, возвращающая массив сдвигов вейвлет-преобразования;
- *r* — ширина вейвлета;
- *GetTrapezium(time, sourceProcess, sourceProcess.Length, a, b, KMorlet, Alpha)* — функция, возвращающая значение интеграла, вычисленного методом трапеций. Входными параметрами функции являются временные метки, значения и число отсчетов исходного процесса, текущие значения масштаба и сдвига, параметры вейвлета Морле.

Фрагменты кода на языке программирования C#, реализующие алгоритм вычисления коэффициентов вейвлет-преобразования, представлены в листинге 1.

```

/// <summary>
/// Вычисление вейвлет-преобразования.
/// </summary>
/// <param name="sourceProcess"> Значения исходного процесса. </param>
/// <param name="time"> Временные отсчеты исходного процесса. </param>
/// <param name="listScale"> Список масштабов. </param>
/// <param name="listShift"> Список сдвигов. </param>
/// <returns> Коэффициенты вейвлет-преобразования. </returns>
double[,] GetWaveletTransform(double[] sourceProcess, double[] time, double[] listScale,
                             double[] listShift)
{
    double[,] result = new double[Nscale, Nshift];
    for (int i = 0; i < Nscale; i++)
    {
        // Вычисление ширины вейвлета.
        double r = (4 * listScale[i] * Math.Sqrt(1 / (2 * Alpha)));

        for (int j = 0; j < Nshift; j++)
        {
            // Вызов функции вычисления интеграла.
            double integral = GetTrapezium(time, sourceProcess,
            sourceProcess.Length, listScale[i], listShift[j], KMorlet,
            Alpha);

            // Вычисление коэффициента вейвлет-преобразования.
            result[i, j] = Math.Abs(integral / Math.Sqrt(listScale[i]));
        }
    }
    return result;
}

```

Листинг 1. Вычисление коэффициентов вейвлет-преобразования

Данные о ТП — атрибутные данные, представляющие собой семантику объектов, процессов и явлений транспортной инфраструктуры, имеют пространственно-временную привязку. Таким образом, программное обеспечение должно иметь возможность манипулирования данными, имеющими различные атрибутные, топологические и функциональные связи. Уровень хранения и обработки данных реализуется на системах управления базами данных реляционного типа, поддерживающих геометрические примитивы OGC в представлении WKB/WKT. Уровень бизнес-логики реализуется как приложение WCF, функционирующее в виде службы Windows или IIS на выделенном сервере приложений. Уровень представления пользователю реализуется как настольное приложение. Программное обеспечение реализовано для .NET Framework 4.5 на языке C#. Графический интерфейс пользователя построен на основе WinForms, при расширенной визуализации используется технология OpenGL. Взаимодействие с сервисами интеллектуальной транспортной системы выполнено через протокол SOAP/XML. Для интеграции с различными реляционными источниками исходных данных используется технология объектно-реляционного отображения NHibernate.

Данные о ТП и объектах транспортной инфраструктуры представляются в виде доменных объектов, для загрузки которых применен паттерн проектирования «Загрузка по требованию». На каждый метод WCF-сервиса с помощью механизмов метапрограммирования прикрепляется разработанный суррогатный селектор, обеспечивающий выбор средства сериализации в зависимости от типа передаваемых данных. Сериализация объектов осуществляется рекурсивно в формат XML, геометрические примитивы и топологические отношения сериализуются в бинарное представление WKB. Получение данных обеспечивается WCF-сервисом, принимающим запросы на загрузку требуемых данных.

Для уменьшения объема передаваемых данных о ТП в WCF-сервис к конечной точке добавлено поведение компрессии данных, обеспечивающее ZIP-сжатие сериализованного XML-представления данных в WKB-код, который встраивается внутрь SOAP-сообщения. Детализованные данные о ТП могут быть представлены укрупненными низкодетализованными данными, сохраняющими основные характеристики ТП. Для таких случаев в уровень бизнес-логики добавлены механизмы симплификации.

4. Анализ характеристик транспортных потоков.

4.1. Подготовка исходных данных. Исходные данные о ТП для анализа получены из базы данных, подготовленной CityPulse для си-

стем класса «Умный город» [39]. Исходные данные представлены в формате CSV для города Орхус (Дания) [40]. Каждое измерение характеристик ТП выполняется через 5 минут. Отсутствие эквидистантности в исходных данных происходит из-за пропусков измерений. Каждая запись содержит сведения о ТП: среднее время прохождения участка улично-дорожной сети, средняя скорость, время измерения, число транспортных средств.

В качестве одного набора данных для анализа выступает недельный интервал с понедельника по воскресенье. Анализируются характеристики: средняя скорость, число транспортных средств, среднее время прохождения участка. Для каждого ряда данных проводится операция центрирования.

Проведен вейвлет-анализ неэквидистантных данных о характеристиках транспортных потоков для 3 участков дорог: с высокой интенсивностью движения (Nordjyske Motorvej), со средней интенсивностью движения (Randersvej), с низкой интенсивностью движения (Søftenvej). Характеристики исследуемых участков дорог приведены в таблице 1, на рисунке 3 показано их расположение на карте.



Рис. 3. Расположение исследуемых участков автодорог

Таблица 1. Исследуемые участки автодорог

Характеристика	Участок улично-дорожной сети		
	Nordjyske Motorvej	Randersvej	Søftenvej
Тип участка	Крупная автострада	Крупная автострада	Шоссе
Протяженность, м	2335	1195	2061
Скорость свободного движения, км/ч	112	81	51
Широта начала участка, Долгота начала участка	56.23489, 10.12501	56.21071, 10.17302	56.21508, 10.13978
Широта конца участка, Долгота конца участка	56.21740, 10.10702	56.20391, 10.17512	56.22579, 10.11658

4.2. Анализ средней скорости транспортного потока. Исходный ряд данных о средней скорости ТП приведен на рисунке 4, на рисунке 5 приведен центрированный ряд (на примере участка Randersvej).

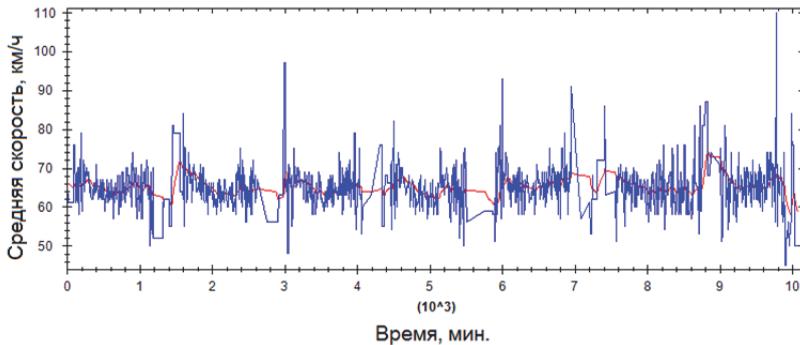


Рис. 4. Исходный ряд данных средней скорости

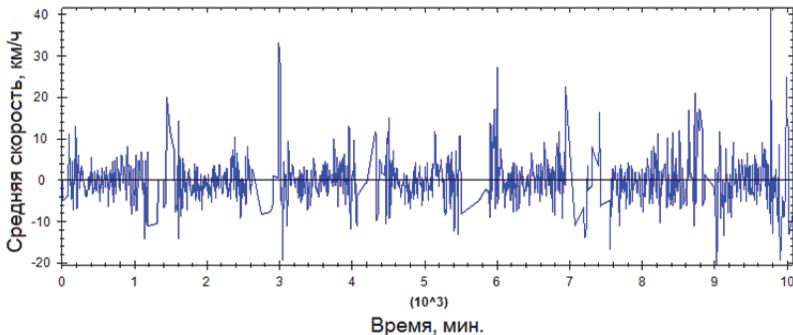


Рис. 5. Центрированный ряд данных средней скорости

Далее на рассчитанных по (6) графиках вейвлет-спектра по оси X откладывается время в минутах, а по оси Y — частота в Гц. Чем больше значение спектра, тем светлее рисунок. На скейлограммах, рассчитанных по (7), по оси X откладывается частота в Гц, а по оси Y — нормированная мощность. При расчетах использовались вейвлеты Морле (5).

Для участка Nordjyske Motorvej рассчитанный вейвлет-спектр для ряда данных о средней скорости ТП приведен на рисунке 6. Увеличение спектральной плотности заметно в понедельник, среду, четверг и пятницу, что характерно для автодороги такого класса.

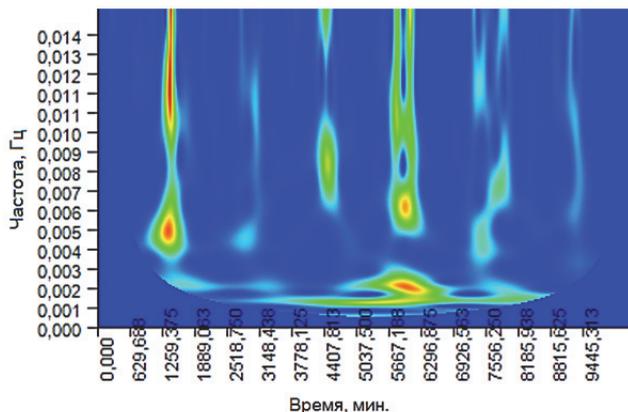


Рис. 6. Вейвлет-спектр для Nordjyske Motorvej (средняя скорость)

Для участка Randersvej вейвлет-спектр для ряда данных о средней скорости ТП приведен на рисунке 7. Заметное увеличение спектральной плотности отмечено только в пятницу.

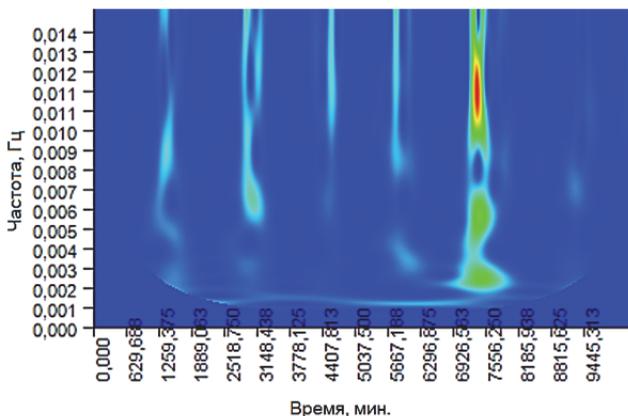


Рис. 7. Вейвлет-спектр для Randersvej (средняя скорость)

Для участка Søftenvej вейвлет-спектр для ряда данных о средней скорости приведен на рисунке 8. Увеличение спектральной плотности заметно во вторник и в пятницу.

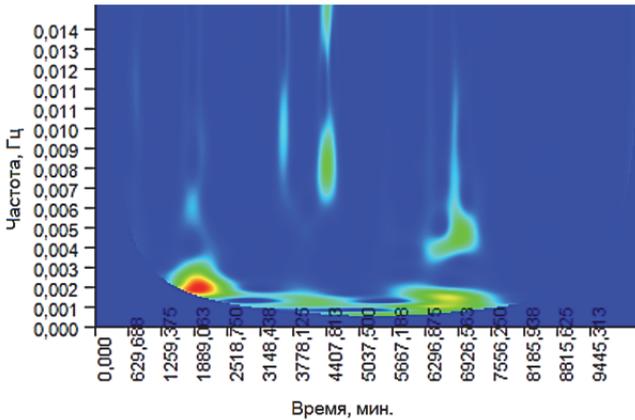


Рис. 8. Вейвлет-спектр для Søftenvej (средняя скорость)

Вейвлет-спектры показывают, что существует 2 диапазона частот для каждого дня недели: высокий 0.004–0.016 Гц и низкий 0.001–0.003 Гц. В пределах этих диапазонов происходит увеличение спектральной плотности. Для автодороги с большим скоростным режимом задействованы оба диапазона, для дороги с низким скоростным режимом — в основном диапазон низких частот. Диапазон высоких частот задействуется только в дни с наименьшей интенсивностью движения.

Построенные скейлограммы для трех участков дорог объединены на одном рисунке 9.

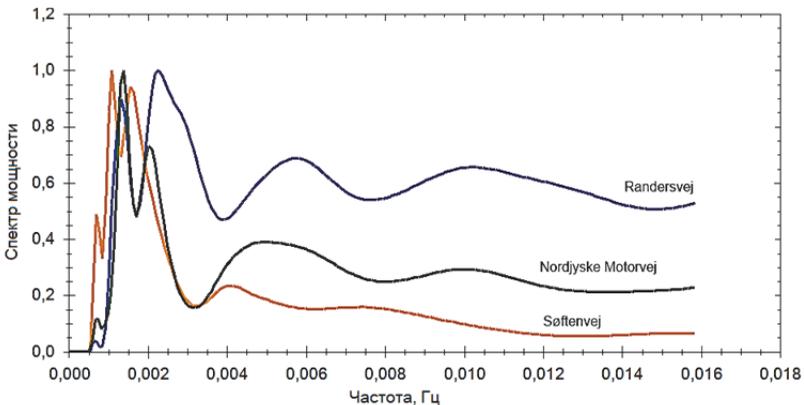


Рис. 9. Скейлограммы (средняя скорость)

Скейлограммы показывают, что для недельного интервала исследуемого временного ряда по средней скорости характерны 5 особых точек — локальные максимумы частоты в интервалах 0.0006–0.0006 Гц, 0.0009–0.0012 Гц, 0.0012–0.0021 Гц, 0.0039–0.0056 Гц, 0.0073–0.0101 Гц. Таким образом, можно сделать вывод о том, что общая закономерность временного ряда скоростей соблюдается независимо от уровня интенсивности ТП на участке дороги, направления движения их типа дороги. Расположение первых трех наибольших экстремумов в одной области низких частот свидетельствует о преобладании низкочастотных составляющих во всех временных рядах. Следовательно, участки дороги с различной интенсивностью движения и скоростным режимом имеют общий вид скейлограммы для средней скорости ТП, но вариации изменения средней скорости ТП различны.

4.3. Анализ числа транспортных средств на участке дороги.

Исходный ряд данных для числа транспортных средств приведен на рисунке 10, на рисунке 11 приведен центрированный ряд (на примере участка Randersvej).

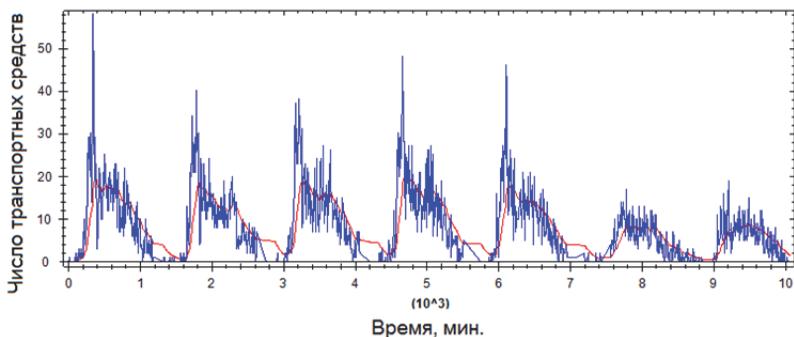


Рис. 10. Исходный ряд данных для числа транспортных средств

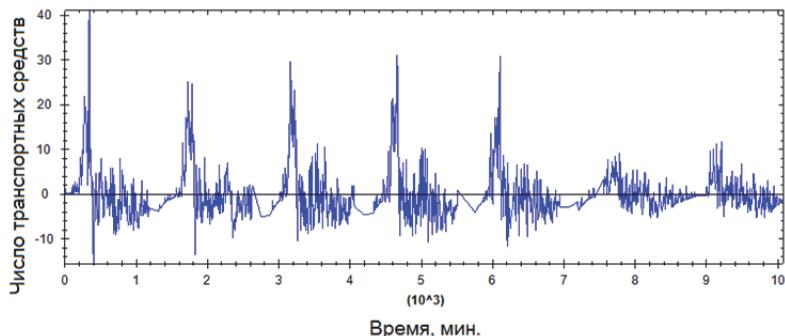


Рис. 11. Центрированный ряд данных для числа транспортных средств

Для участка Nordjyske Motorvej вейвлет-спектр для ряда данных о числе транспортных средств приведен на рисунке 12. Заметны увеличения спектральной плотности в высоком диапазоне частот во вторник, среду, четверг и пятницу.

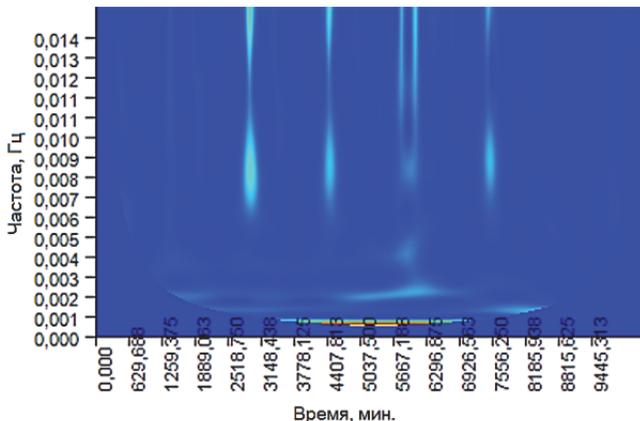


Рис. 12. Вейвлет-спектр для Nordjyske Motorvej (число транспортных средств)

Для участка Randersvej вейвлет-спектр для ряда данных о числе транспортных средств приведен на рисунке 13. Увеличение спектральной плотности в низком диапазоне частот заметно с понедельника по четверг.

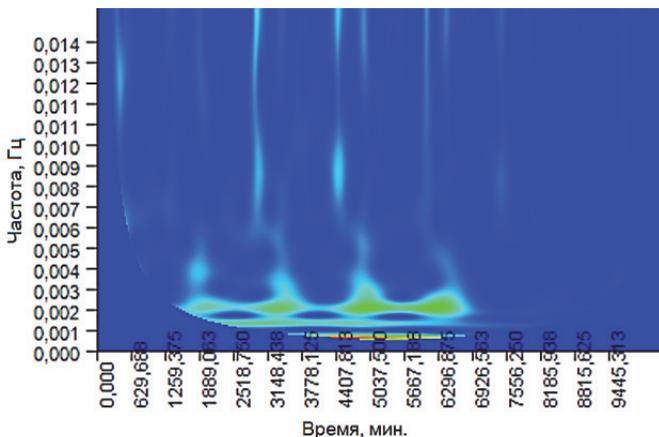


Рис. 13. Вейвлет-спектр для Randersvej (число транспортных средств)

Для участка Søftenvej вейвлет-спектр для ряда данных о числе транспортных средств приведен на рисунке 14. Заметны увеличения

спектральной плотности в среднем и высоком диапазонах частот в понедельник, вторник, среду и пятницу.

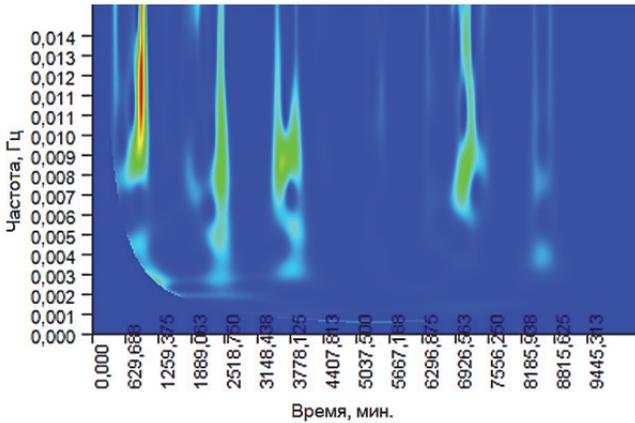


Рис. 14. Вейвлет-спектр для Søftenvej (число транспортных средств)

Скейлограммы для рядов данных по числу транспортных средств для трех участков дорог объединены на одном рисунке 15.

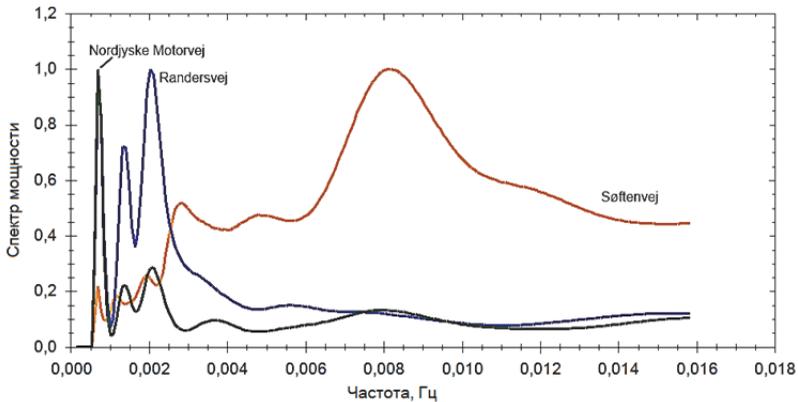


Рис. 15. Скейлограммы (число транспортных средств)

Частотное расположение первых трех экстремумов приходится на диапазоны частот 0.0005–0.0006 Гц, 0.0010–0.0013 Гц и 0.0018–0.0020 Гц и практически совпадают, что позволяет сделать вывод об одинаковом характере изменения интенсивности транспортных потоков в низкочастотном диапазоне, но разная мощность показывает на

отличия в значениях характеристик. Скейлограмма для участка дороги Søftenvej при увеличении частот сильно отличается и имеет экстремум в среднем диапазоне частот на 0,0080 Гц, на что оказывает влияние низкий скоростной режим и невысокая пропускная способность автодороги. Таким образом, интенсивность движения и скоростной режим на участке автодороги влияют на общий вид скейлограммы для числа транспортных средств и позволяют выявить наиболее значимые с точки зрения интенсивности ТП частотные составляющие.

4.4. Анализ среднего времени прохождения участка дороги.

Исходный ряд данных для среднего времени прохождения участка приведен на рисунке 16, на рисунке 17 приведен центрированный ряд (на примере участка Randersvej).

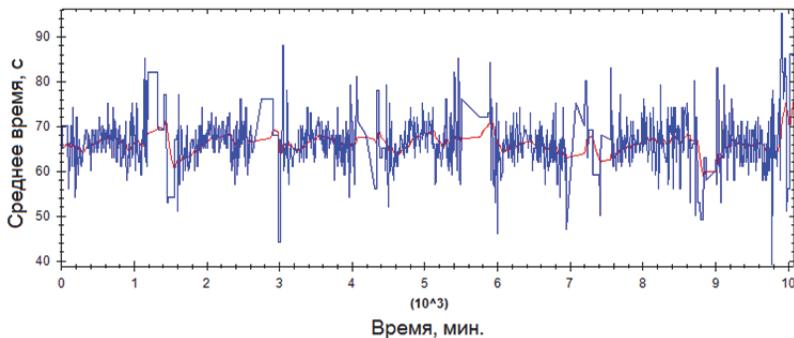


Рис. 16. Исходный ряд данных для среднего времени прохождения

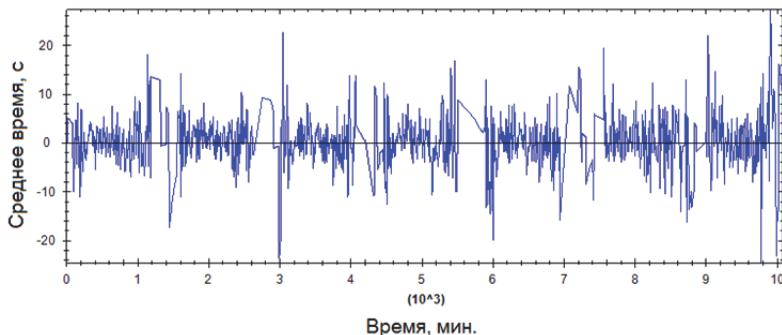


Рис. 17. Центрированный ряд данных для среднего времени прохождения

Для участка Norddyske Motorvej вейвлет-спектр для ряда данных о среднем времени прохождения участка улично-дорожной сети приведен на рисунке 18. Заметны увеличения спектральной плотности в высоком диапазоне частот во вторник, среду, субботу и воскресенье.

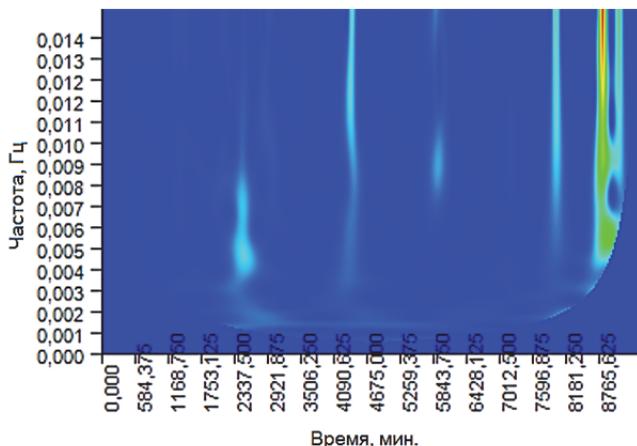


Рис. 18. Вейвлет-спектр для Nordjyske Motorvej (среднее время прохождения)

Для участка Randersvej вейвлет-спектр для ряда данных о среднем времени прохождения участка улично-дорожной сети приведен на рисунке 19. Увеличение спектральной плотности во всех диапазонах частот заметно с четверга по воскресенье.

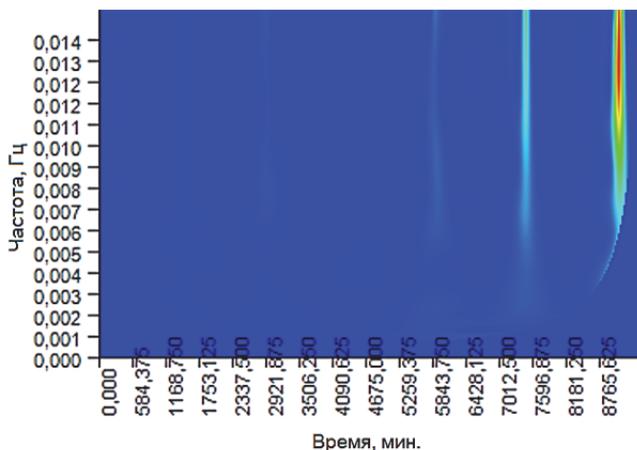


Рис. 19. Вейвлет-спектр для Randersvej (среднее время прохождения)

Для участка Søftenvej вейвлет-спектр для ряда данных о среднем времени прохождения участка улично-дорожной сети приведен на рисунке 20. Заметно увеличение спектральной плотности в субботу.

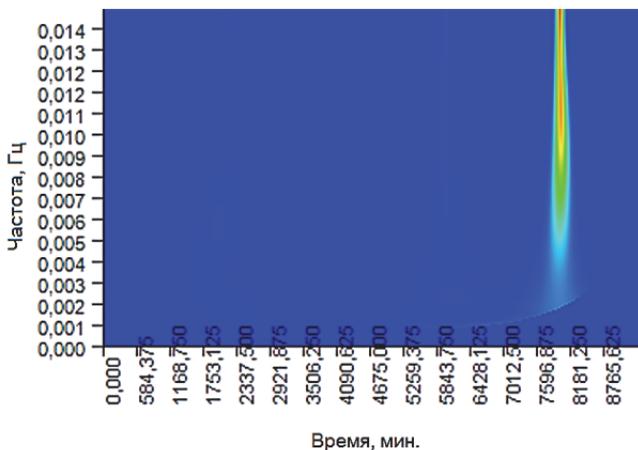


Рис. 20. Вейвлет-спектр для Søftenvej (среднее время прохождения)

Скейлограммы для рядов данных о среднем времени прохождения для трех участков дорог объединены на одном рисунке 21.

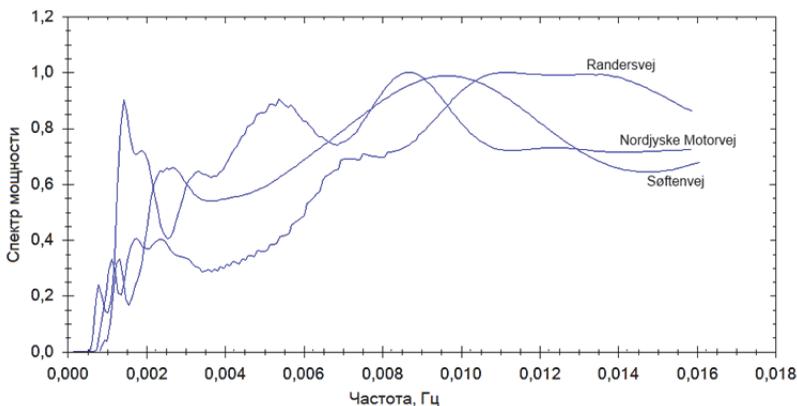


Рис. 21. Скейлограммы (среднее время прохождения)

Анализ скейлограмм, построенных для рядов данных о среднем времени прохождения участка, показывает отсутствие общих закономерностей для этих участков. Для автодороги с высокой интенсивностью ТП характерно появление экстремумов в зависимости от суточной неравномерности дорожного движения, автодороги со средней и низкой интенсивностью ТП практически не подвержены влиянию неравномерности.

5. Анализ интенсивности транспортных потоков в ITSGIS.

На рисунках 22-23 приведены результаты анализа характеристик ТП в интеллектуальной транспортной геоинформационной системе ITSGIS по среднесуточным годовым данным, собранным за 2017 год в городском округе Самара. Выделение зон (полигональных участков улично-дорожной сети) и особых точек характеризуется значением интенсивности ТП, что позволяет выявлять зоны и точки напряжения в ТП путем нахождения экстремумов на карте интенсивности: светлее — низкая интенсивность, темнее — высокая интенсивность.

Интеллектуальные транспортные системы формируют различные управляющие воздействия в зависимости от зоны управления. В городских условиях наиболее необходимыми зонами для управления являются перекрестки на магистральных улицах (рисунок 22), где анализ характеристик ТП без восстановления пропущенных отсчетов позволит организовать эффективное управление даже в случае отсутствия или неисправности датчиков на некоторых перекрестках.

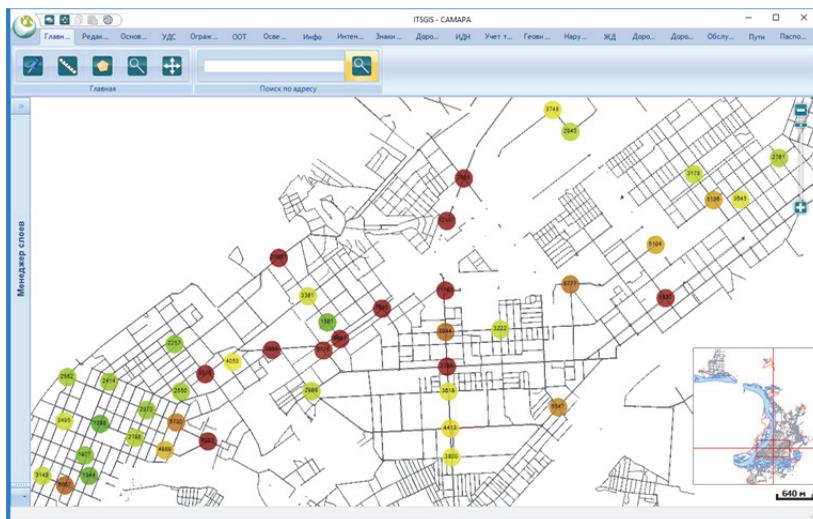


Рис. 22. Картограмма интенсивности транспортных потоков

Детализация до уровня перекрестка (рисунок 23) предоставит интеллектуальной транспортной геоинформационной системе возможность управления пофазным разъездом транспортных средств в зависимости от характеристик ТП, прибывающих к перекрестку.

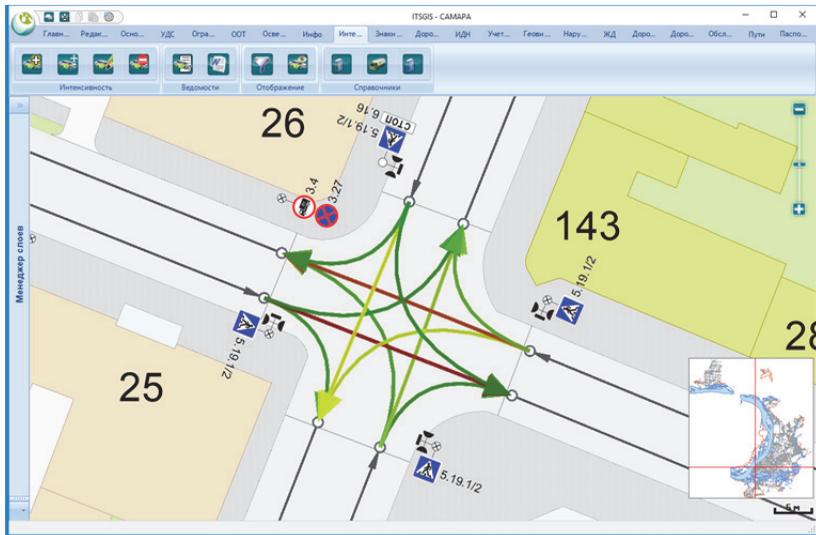


Рис. 23. Отображение интенсивности транспортных потоков на уровне перекрестка

6. Заключение. Предложен метод вейвлет-анализа характеристик ТП, который учитывает неэквидистантность данных и позволяет строить частотно-временную развертку с равномерным представлением без восстановления пропущенных отсчетов с подстройкой интервалов дискретизации. Разработанный метод реализован в виде программного обеспечения, встраиваемого в интеллектуальную транспортную систему ITSGIS.

Метод вейвлет-анализа применен при анализе характеристик ТП на примере трех различных по интенсивности и скорости движения участков автодорог в городе Орхус (Дания). Построены и проанализированы вейвлет-спектры и скейлограммы, выявлены общие зависимости в частотном расположении экстремумов, выявлены различия в спектральной мощности для различных по своим характеристикам участков автодорог.

Разработанное программное обеспечение, реализующее предлагаемый подход к анализу характеристик ТП и внедренное в интеллектуальную транспортную систему ITSGIS, проходит экспериментальную апробацию при решении практических задач государственных и муниципальных служб на территории Российской Федерации в городах и городских округах: Самара, Саранск, Тольятти, Рязань, Сургут (ХМАО-Югра), Владимир, Соль-Илецк, Новокуйбышевск, Жигулевск, Чапаевск, Трехгорный; в муниципальных районах Ульяновской и Самарской областей.

Литература

1. *Zhang R., Newman S., Ortolani M., Silvestri S.* A Network Tomography Approach for Traffic Monitoring in Smart Cities // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2018. vol. 19. no. 7. pp. 2268–2278.
2. *Taylor M.A., Bonsall P.W.* Understanding traffic systems: data analysis and presentation. 2nd edn. // London: Routledge. 2017. 443 p.
3. *Jain N.K., Saini R.K., Mittal P.* A Review on Traffic Monitoring System Techniques // Soft Computing: Theories and Applications. 2019. pp. 569–577.
4. *Askari H. et al.* A hybridized electromagnetic-triboelectric self-powered sensor for traffic monitoring: concept, modelling, and optimization // Nano Energy. 2017. vol. 32. pp. 105–116.
5. *Sahgal D., Ramesh A., Parida M.* Real-Time Vehicle Queue Detection at Urban Traffic Intersection using Image Processing // International Journal of Engineering Science and Generic Research. 2018. vol. 4. no. 2. pp. 12–15.
6. *Liu Z., Jiang S., Zhou P., Li M.* A participatory urban traffic monitoring system: the power of bus riders // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2017. vol. 18. no. 10. pp. 2851–2864.
7. *Bellavista P., Caselli F., Corradi A., Foschini L.* Cooperative Vehicular Traffic Monitoring in Realistic Low Penetration Scenarios: The COLOMBO Experience // Sensors. 2018. vol. 18. no. 3. pp. 822.
8. *Мухеева Т.И., Федосеев А.А., Мухеев С.В., Головин О.К.* Метод синтеза тематического слоя объектов транспортной сети на основе материалов космической съемки // Информационный технологии. 2017. vol. 23. no. 11. pp. 808–816.
9. *Zhang Y., Zhang Y., Haghani A.* A hybrid short-term traffic flow forecasting method based on spectral analysis and statistical volatility model // Transportation Research Part C: Emerging Technologies. 2014. vol. 43. pp. 65–78.
10. *Jiang Y. et al.* Spatio-temporal propagation of traffic jams in urban traffic networks. arXiv preprint 1705.08269. 2017.
11. *Moretti F., Pizzuti S., Panziersi S., Annunziato M.* Urban traffic flow forecasting through statistical and neural network bagging ensemble hybrid modeling // Neurocomputing. 2015. vol. 67. pp. 3–7.
12. *Zeroual A., Harrou F., Sun Y., Messai N.* Monitoring road traffic congestion using a macroscopic traffic model and a statistical monitoring scheme // Sustainable cities and society. 2017. vol. 35. pp. 494–510.
13. *Fu H. et al.* Modeling and integrated control of macroscopic heterogeneous traffic flow in large scale urban network using coloured Petri net // 98th TRB Annual Meeting: Compendium of Papers. 2019. pp. 19–04885.
14. *Yu L.* Queuing theory with heavy tails and network traffic modeling. URL: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01891760> (дата обращения: 30.10.2018).
15. *Babicheva T.S.* The use of queuing theory at research and optimization of traffic on the signal-controlled road intersections // Procedia Computer Science. 2015. vol. 55. pp. 469–478.
16. *Lin L. et al.* Road traffic speed prediction: a probabilistic model fusing multi-source data // Proceedings of IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2018. vol. 30. no. 7. pp. 1310–1323.
17. *Liu Z., Li Z., Wu K., Li M.* Urban Traffic Prediction from Mobility Data Using Deep Learning // IEEE Network. 2018. vol. 32. no. 4. pp. 40–46.
18. *Wang Y.D. et al.* Compression algorithm of road traffic data in time series based on temporal correlation // IET Intelligent Transport Systems. 2017. vol. 12. no. 3. pp. 177–185.

19. *Crawford F., Watling D.P., Connors R.D.* A statistical method for estimating predictable differences between daily traffic flow profiles // *Transportation Research Part B: Methodological*. 2017. vol. 95. pp. 196–213.
20. *Tchraikian T.T., Basu B., O'Mahony M.* Real-time traffic flow forecasting using spectral analysis // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2012. vol. 13. no. 2. pp. 519–526.
21. *Addison P.* *The Illustrated Wavelet Transform Handbook* // Boca Raton: CRC Press. 2017. 464 p.
22. *Bhattacharyya A., Singh L., Pachori R.B.* Fourier–Bessel series expansion based empirical wavelet transform for analysis of non-stationary signals // *Digital Signal Processing*. 2018. vol. 78. pp. 85–196.
23. *Yang S., Liu J.* Time Series Forecasting based on High-Order Fuzzy Cognitive Maps and Wavelet Transform // *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2018. vol. 26. no. 6. pp. 3391–3402.
24. *Wang J., Liu W.* Wavelet estimations for heteroscedastic super smooth errors // *Communications in Statistics-Theory and Methods*. 2018. pp. 1–21.
25. *Zeng X., Wang J.* Wavelet density deconvolution estimations with heteroscedastic measurement errors // *Statistics & Probability Letters*. 2018. vol. 134. pp. 79 – 85.
26. *Cheng Y., Zhang Y., Hu J., Li L.* Mining for similarities in urban traffic flow using wavelets // *International Conference on Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. 2007. pp. 119–124.
27. *Wang J., Wang Z., Li J., Wu J.* Multilevel Wavelet Decomposition Network for Interpretable Time Series Analysis // *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD' 2018)*. 2018. pp. 2437–2446.
28. *Tian F., Ming W.T., Yun W.* Application of Wavelet Fuzzy Neural Network in Real Time Traffic Flow Forecasting // *Proceedings of IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC)*. 2018. pp. 1452–1455.
29. *El-Wakeel A.S., Noureldin A., Hassanein H.S., Zorba N.* Utilization of Wavelet Packet Sensor De-noising for Accurate Positioning in Intelligent Road Services // *Proceedings of the 14th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC)*. 2018. pp. 1231–1236.
30. *Xiangxue W., Lunhui X.* Wavelet-based short-term forecasting with improved threshold recognition for urban expressway traffic conditions // *IET Intelligent Transport Systems*. 2018. vol. 12. no. 6. pp. 463–473.
31. *Zheng Z., Pan L., Pholsena K.* Mode Decomposition Based Hybrid Model for Traffic Flow Prediction // *Proceedings of IEEE Third International Conference on Data Science in Cyberspace (DSC)*. 2018. pp. 521–526.
32. *Chen X. et al.* Kernel sparse representation with hybrid regularization for on-road traffic sensor data imputation // *Sensors*. 2018. vol. 18. no. 9. pp. 2884.
33. *Прохоров С.А.* Прикладной анализ неэквидистантных временных рядов // Самарский государственный аэрокосмический университет. 2001. 375 с.
34. *Прохоров С.А., Столбова А.А.* Программный комплекс анализа неэквидистантных временных рядов на основе непрерывного вейвлет-преобразования // *Программные продукты и системы*. 2017. Т. 30. № 4. С. 668–671.
35. *Khaymovich A.I., Prokhorov S.A., Stolbova A.A., Kondratyev A.I.* A model of milling process based on Morlet wavelets decomposition of vibroacoustic signals // *International Conference Information Technology and Nanotechnology (ITNT)*. 2017. vol. 1904. pp. 135–140.

36. *Cannarile F., Baraldi P., Colombo P., Zio E.* A Novel Method for Sensor Data Validation based on the analysis of Wavelet Transform Scalograms // International Journal of Prognostics and Health Management, Prognostics and Health Management Society. 2018. vol. 9. no. 1. pp. 002.
37. *Golovnin O.K., Mikheeva T.I.* Attribute-driven network-centric urban transport process control system modeling // Journal of Physics: Conference Series. 2018. vol. 1096. no 1. pp. 012199.
38. ITSGIS Homepage. URL: <http://www.itsgis.ru> (дата обращения: 30.10.2018).
39. *Tönjes R. et al.* Real Time IoT Stream Processing and Large-scale Data Analytics for Smart City Applications // European Conference on Networks and Communications, poster session. 2014. 5 p.
40. CityPulse Dataset Collection. URL: <http://iot.ee.surrey.ac.uk:8080/datasets.html> (дата обращения: 30.10.2018).

Головнин Олег Константинович — канд. техн. наук, доцент, кафедра информационных систем и технологий, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева (Самарский университет). Область научных интересов: системная инженерия, управление сложными системами, интеллектуальные транспортные системы, геоинформационные системы. Число научных публикаций — 150. golovnin@bk.ru; Московское ш., 34, 443086, Самара, Российская Федерация; р.т.: +7(846)267-46-72.

Столбова Анастасия Александровна — канд. техн. наук, доцент, кафедра информационных систем и технологий, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева (Самарский университет). Область научных интересов: вейвлет-преобразование, неэквидистантные временные ряды. Число научных публикаций — 20. anastasiya.stolbova@bk.ru; Московское ш., 34, 443086, Самара, Российская Федерация; р.т.: +7(846)267-46-72.

O.K. GOLOVNIN, A.A. STOLBOVA
**WAVELET ANALYSIS AS A TOOL FOR STUDYING THE ROAD
TRAFFIC CHARACTERISTICS IN THE CONTEXT OF
INTELLIGENT TRANSPORT SYSTEMS WITH INCOMPLETE DATA**

Golovnin O.K., Stolbova A.A. Wavelet Analysis as a Tool for Studying the Road Traffic Characteristics in the Context of Intelligent Transport Systems with Incomplete Data.

Abstract. A frequent problem of traffic flow characteristics acquisition is data loss, which leads to uneven time series analysis. An effective approach to uneven data analysis is the spectral analysis, which requires obtaining process with a constant sampling interval, for example, by restoring missing data, which leads to the appearance of dating error. Thus, the main purpose of this study is to develop a method and software for wavelet analysis of traffic flow characteristics without restoring the missing data.

To analyze and interpret non-stationary uneven time series obtained from traffic monitoring systems, we propose the wavelet transformation method with adjustment of the sampling intervals, which results in a time-frequency domain with a constant sampling interval. Wavelet analysis is applied to the macroscopic traffic flow characteristics.

We developed the software for traffic flow wavelet analysis on the "ITSGIS" intelligent transport geo-information framework using the attribute-oriented approach.

Wavelet analysis of traffic flows characteristics using Morlet wavelets was accomplished for data analysis of the city of Aarhus, Denmark. Wavelet spectra and scalograms were constructed and analyzed, general dependencies in the frequency distribution of extremes, and differences in spectral power were revealed.

The developed software is being experimentally tested in solving practical problems of municipalities and road agencies in Russia.

Keywords: Traffic Flow, Wavelet, Intelligent Transport System, Spectral Analysis, Frequency Analysis, ITS.

Golovnin Oleg Konstantinovich — Ph.D., Associate Professor, Information Systems and Technologies Department, Samara National Research University. Research interests: system engineering, system control and management, intelligent transport systems, geographic information systems. The number of publications — 150. golovnin@bk.ru; 34, Moskovskoye sh., 443086, Samara, Russian Federation; office phone: +7(846)267-46-72.

Stolbova Anastasia Aleksandrovna — Ph.D., Associate Professor, Information Systems and Technologies Department, Samara National Research University. Research interests: wavelet transform, uneven time series. The number of publications — 20. anastasiya.stolbova@bk.ru; 34, Moskovskoye sh., 443086, Samara, Russian Federation; office phone: +7(846)267-46-72.

References

1. Zhang R., Newman S., Ortolani M., Silvestri S. A Network Tomography Approach for Traffic Monitoring in Smart Cities. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2018. pp. 2268–2278.
2. Taylor M.A., Bonsall P.W. Understanding traffic systems: data analysis and presentation. 2nd edn. London: Routledge. 2017. 443 p.
3. Jain N.K., Saini R.K., Mittal P. A Review on Traffic Monitoring System Techniques. *Soft Computing: Theories and Applications*. 2019. pp. 569–577.
4. Askari H. et al. A hybridized electromagnetic-triboelectric self-powered sensor for traffic monitoring: concept, modelling, and optimization. *Nano Energy*. 2017. vol. 32. pp. 105–116.

5. Sahgal D. Ramesh A., Parida M. Real-Time Vehicle Queue Detection at Urban Traffic Intersection using Image Processing. *International Journal of Engineering Science and Generic Research*. 2018. vol. 4. no. 2. pp. 12–15.
6. Liu Z., Jiang S., Zhou P., Li M. A participatory urban traffic monitoring system: the power of bus riders. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2017. vol. 18. no. 10. pp. 2851–2864.
7. Bellavista P., Caselli F., Corradi A., Foschini L. Cooperative Vehicular Traffic Monitoring in Realistic Low Penetration Scenarios: The COLOMBO Experience. *Sensors*. 2018. vol. 18. no. 3. pp. 822.
8. Mikheeva T.I., Fedoseev A.A., Mikheev S.V., Golovnin O.K. [Method of Transport Net Thematic Layer Synthesis via Remotely Sensed Imagery]. *Informatsionnye tekhnologii – Information Technologies*. 2017. vol. 23. no. 11. pp. 808–816. (In Russ.).
9. Zhang, Y., Zhang Y., Haghani A. A hybrid short-term traffic flow forecasting method based on spectral analysis and statistical volatility model. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2014. vol. 43. pp. 65–78.
10. Jiang Y. et al. Spatio-temporal propagation of traffic jams in urban traffic networks. arXiv preprint 1705.08269. 2017.
11. Moretti F., Pizzuti S., Panziera S., Annunziato M. Urban traffic flow forecasting through statistical and neural network bagging ensemble hybrid modeling. *Neurocomputing*. 2015. vol. 67. pp. 3–7.
12. Zeroual A., Harrou F., Sun Y., Messai N. Monitoring road traffic congestion using a macroscopic traffic model and a statistical monitoring scheme. *Sustainable cities and society*. 2017. vol. 35. pp. 494–510.
13. Fu H. et al. Modeling and integrated control of macroscopic heterogeneous traffic flow in large scale urban network using coloured Petri net. 98th TRB Annual Meeting: Compendium of Papers. 2019. pp. 19–04885.
14. Yu L. Queuing theory with heavy tails and network traffic modeling. Available at: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01891760> (accessed: 30.10.2018).
15. Babicheva T.S. The use of queuing theory at research and optimization of traffic on the signal-controlled road intersections. *Procedia Computer Science*. 2015. vol. 55. pp. 469–478.
16. Lin L. et al. Road traffic speed prediction: a probabilistic model fusing multi-source data. *Proceedings of IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2018. vol. 30. no. 7. pp. 1310–1323.
17. Liu Z., Li Z., Wu K., Li M. Urban Traffic Prediction from Mobility Data Using Deep Learning. *IEEE Network*. 2018. vol. 32. no. 4. pp. 40–46.
18. Wang Y.D. et al. Compression algorithm of road traffic data in time series based on temporal correlation. *IET Intelligent Transport Systems*. 2017. vol. 12. no. 3. pp. 177–185.
19. Crawford F., Watling D.P., Connors R.D. A statistical method for estimating predictable differences between daily traffic flow profiles. *Transportation Research Part B: Methodological*. 2017. vol. 95. pp. 196–213.
20. Tchakian T.T., Basu B., O'Mahony M. Real-time traffic flow forecasting using spectral analysis. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2012. vol. 13. no. 2. pp. 519–526.
21. Addison P. *The Illustrated Wavelet Transform Handbook*. Boca Raton: CRC Press. 2017. 464 p.
22. Bhattacharyya A., Singh L., Pachori R.B. Fourier–Bessel series expansion based empirical wavelet transform for analysis of non-stationary signals. *Digital Signal Processing*. 2018. vol. 78. pp. 85–196.

23. Yang S., Liu J. Time Series Forecasting based on High-Order Fuzzy Cognitive Maps and Wavelet Transform. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2018. pp. 3391–3402.
24. Wang J., Liu W. Wavelet estimations for heteroscedastic super smooth errors. *Communications in Statistics-Theory and Methods*. 2018. pp. 1–21.
25. Zeng X., Wang J. Wavelet density deconvolution estimations with heteroscedastic measurement errors. *Statistics & Probability Letters*. 2018. vol. 134. pp. 79–85.
26. Cheng Y., Zhang Y., Hu J., Li L. Mining for similarities in urban traffic flow using wavelets. International Conference on Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). 2007. pp. 119–124.
27. Wang J., Wang Z., Li J., Wu J. Multilevel Wavelet Decomposition Network for Interpretable Time Series Analysis. Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD' 2018). 2018. pp. 2437–2446.
28. Tian F., Ming W.T., Yun W. Application of Wavelet Fuzzy Neural Network in Real Time Traffic Flow Forecasting. Proceedings of IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC). 2018. pp. 1452–1455.
29. El-Wakeel A.S., Noureldin A., Hassanein H.S., Zorba N. Utilization of Wavelet Packet Sensor De-noising for Accurate Positioning in Intelligent Road Services. Proceedings of the 14th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC). 2018. pp. 1231–1236.
30. Xiangxue W., Lunhui X. Wavelet-based short-term forecasting with improved threshold recognition for urban expressway traffic conditions. *IET Intelligent Transport Systems*. 2018. vol. 12. no. 6. pp. 463–473.
31. Zheng Z., Pan L., Pholsena K. Mode Decomposition Based Hybrid Model for Traffic Flow Prediction. Proceedings of IEEE Third International Conference on Data Science in Cyberspace (DSC). 2018. pp. 521–526.
32. Chen X. et al. Kernel sparse representation with hybrid regularization for on-road traffic sensor data imputation. *Sensors*. 2018. vol. 18. no. 9. pp. 2884.
33. Prokhorov S.A. *Prikladnoj analiz nejekvidistantnyh vremennyh rjadov* [Applied analysis of nonuniform time series]. Samara: Samara state aerospace university. 2001. 375 p. (In Russ.).
34. Prokhorov S.A., Stolbova A.A. [A software package for nonuniform time series analysis based on continuous wavelet transformation]. *Programmnye produkty i sistemy. Software & Systems*. 2017. vol. 30. no. 4. pp. 668–671. (In Russ.).
35. Khaymovich A.I., Prokhorov S.A., Stolbova A.A., Kondratyev A.I. A model of milling process based on Morlet wavelets decomposition of vibroacoustic signals. International Conference Information Technology and Nanotechnology (ITNT). 2017. vol. 1904. pp. 135–140.
36. Cannarile F., Baraldi P., Colombo P., Zio E. A Novel Method for Sensor Data Validation based on the analysis of Wavelet Transform Scalograms. *International Journal of Prognostics and Health Management, Prognostics and Health Management Society*. 2018. vol. 9. no. 1. pp.002.
37. Golovnin O.K., Mikheeva T.I. Attribute-driven network-centric urban transport process control system modeling. *Journal of Physics: Conference Series*. 2018. vol. 1096. no 1. pp. 012199.
38. ITSGIS Homepage. Available at: <http://www.itsgis.ru> (accessed: 30.10.2018).
39. Tönjes R. et al. Real Time IoT Stream Processing and Large-scale Data Analytics for Smart City Applications. European Conference on Networks and Communications, poster session. 2014. 5 p.
40. CityPulse Dataset Collection. Available at: <http://iot.ee.surrey.ac.uk:8080/datasets.html> (accessed: 30.10.2018).