

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ПРОГРАММНОМ КОМПЛЕКСЕ «УМНАЯ ОСТАНОВКА»

Идея создания умных остановок достаточно стара, но в силу экономических проблем и недостаточного уровня развития информационных технологий массовое внедрение подобных систем началось только пять-шесть лет назад. Компании, разрабатывающие программное обеспечение для «умных остановок» сохраняют засекреченными алгоритмы работы системы, что вынуждает других продолжать исследования в данной области, и исследования не стоят на месте. Уже известно более пяти подходов к реализации «умной остановки» от примитивной математики до применения искусственного интеллекта.

Суть «умной остановки» заключается в оперативном информировании людей, использующих городской транспорт, о точном времени прибытия транспортных средств в определённую точку маршрута. Выполнение этой задачи заключается в построении специфичной модели карты, по которой можно определить не только текущее положение автомобилей на маршруте, но и скорость, с которой они будут преодолевать каждый участок пути. Это достигается путём выполнения следующих этапов:

1. Линеаризация карты
2. Определение весовых коэффициентов
3. Сбор статистических данных
4. Обучение нейронной сети
5. Получение результатов

### 1. Процесс линеаризации карты

Линеаризация — процесс преобразования обычной карты во взвешенный граф, т. е. на карте должны быть сохранены только точки и связи между ними. Это искажает реальную форму и длину маршрутов, поэтому для каждого отрезка на графе сохраняется его настоящая длина в метрах. Именно она будет использована при дальнейших вычислениях и подана на входы нейронной сети. Внешний вид линеаризованного фрагмента карты представлен на рис. 1.

Помимо реальной длины, отрезки, в программе представленные отдельным классом, содержат таблицу весов. Это ключевой момент работы программы, весовые коэффициенты определяют скорость продвижения транспортных средств по конкретному отрезку на маршруте и представляют из себя значения от нуля до единицы, отражающие процент от средней скорости движения транспорта на данном участке в определённый момент времени. Приведём пример. Городской транспорт имеет разрешённую скорость движения 40 километров в час. Участок между остановками А и Б является обязательным для прохождения при движении от центра города к окраинам, а значит в часы пик на нём возникают пробки, из-за чего средняя скорость движения городского транспорта падает до 23 километров в час с 8 до 8:30 и до 21 километра в час с 8:30 до 9. Время до восьми часов и после девяти не характеризуется большой загруженностью дорог, а значит, вес участка в это время будет значительно больше. Выбор получасовых интервалов обусловлен распорядком дня на большинстве городских предприятий.

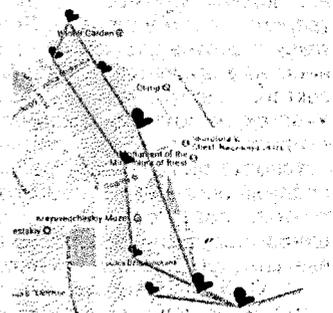


Рисунок 1

В результате фрагмент таблицы весов будет выглядеть следующим образом:

Время (ч)	Вес
7:30	0.875
8:00	0.575
8:30	0.525
9:00	0.775

Рисунок 2

Следует отметить, что ни при каких обстоятельствах вес не будет равен единице, поскольку даже на участках без светофоров могут возникнуть непредвиденные препятствия. Нулевое значение весовые коэффициенты принимают в часы, когда транспорт не функционирует. Время прибытия при этом будет равно бесконечности. На этот случай пользователь должен быть специально предупрежден о том, что раньше запуска всей транспортной сети ни один автомобиль не прибудет на остановку.

Как и отрезки, вершины графа имеют свой вес, отражающий отличие реального времени пребывания на остановке от эталонного. Эталонное принимается за 30 секунд для троллейбусов и автобусов и за 15 секунд для маршрутных такси. В отличие от отрезков, весовые коэффициенты для остановок могут принимать значения и больше единицы, однако в реалиях Бреста это маловероятно.

## 2. Определение весовых коэффициентов

Определить реальные значения весовых коэффициентов возможно только на практике, а это значит, что для введения системы в эксплуатацию требуется некоторое время для сбора данных. За эту функцию отвечает специальный модуль – сборщик статистики. На его вход в режиме реального времени подаются координаты каждого отслеживаемого транспортного средства и его индивидуальный номер. Это продолжается в течение установленного времени, должно хватить нескольких дней. Данные классифицируются по видам транспорта и маршрутам. Для Бреста – троллейбусы, автобусы и маршрутные такси с соответствующими номерами. Координаты сопоставляются с положением на маршруте. Для удобства и оптимизации карта делится на небольшие сектора, внутри которых координаты сопоставляются с точкой на участке. Участок, на котором находится транспортное средство, определяется сразу, т. к. программа содержит данные о последней пройденной и следующей за ней остановке для каждого транспорта, а также точном времени прохождения последней остановки. Промежутки между этим временем и тем, когда координаты транспорта совпадут со следующей остановкой фиксируются и по завершении сбора статистики приводятся к среднему значению, после чего весовые коэффициенты вычисляются по формуле.

## 3. Собираемые статистические данные

Помимо данных, необходимых для вычисления весовых коэффициентов, фиксируются и другие, необходимые для дальнейшей работы с нейронной сетью. Сюда входит информация о текущей погоде, температуре воздуха, праздничных и выходных днях, днях недели и нерегулярных событиях, способных повлиять на загруженность транспортных систем. Всё это можно получить из интернета или других источников в свободном доступе.

Данные нормализуются для дальнейшего использования в процессе машинного обучения. Информация о погоде рассматривается в рамках конкретной климатической зоны, т. е. температурные данные имеют свой вес, где 0 – минимальная зафиксированная температура в данных широтах, а 1 – максимальная. Влияние температуры на скорость движения транспорта невелико, но приближенность к любому из крайних значений окажет своё влияние на весовые коэффициенты отрезков. Это же касается и погодных условий. Нор-

мальная погода не имеет никакого влияния, а крайности, например гололед или туман, снизят все коэффициенты на одинаковый процент. Для праздничных дней составляется отдельная выборка, отображающая изменения в использовании транспортных средств и загруженности дорог.

#### **4. Подготовка нейронной сети**

Для задачи такого рода можно использовать различные архитектуры искусственной нейронной сети (ИНС) от многослойного персептрона до сетей глубокого обучения, поэтому следует рассмотреть особенности обучения в обобщённом виде.

На вход сети подаются нормализованные данные: длина пути до ближайшего транспорта (ближайшее транспортное средство определяется с помощью рекурсивного обхода графа), весовые коэффициенты, пройденные остановки, данные о текущем дне, данные о текущей погоде, статус загруженности транспортной сети. На выходе сеть должна получать время прибытия транспорта на остановку.

Подобное исследование ИНС было опубликовано в International Journal of Modern Engineering Research. На вход подавались вышеперечисленные данные, но в другом виде. Результаты исследования можно назвать успешными – были достигнуты крайне низкие расхождения с реальным временем прибытия: около 1.2 минуты на всём пути движения транспорта.

Что касается нашего проекта, рассматривается возможность применения самообучающихся нейронных сетей. Это связано с тем, что программа работает в режиме реального времени, а значит, можно получать результаты работы ИНС и практически сразу сверять их с реальными данными, оперативно изменяя весовые коэффициенты. Так же это облегчает сбор информации. Для полной оценки влияния погодных условий на скорость движения городского транспорта уйдёт по меньшей мере год, а значит, обычную сеть придётся многократно переобучать под обновлённые входные данные. Самообучающаяся сеть склонна делать ошибки при изменении условий, но со временем они будут устранены сами, без вмешательства человека. Т.к. для «умной остановки» не нужна высокая точность (в уже существующих системах время, как правило, округляется до минуты), небольшие ошибки не будут критичны, а значит, данный вариант имеет право на существование.

#### **5. Обработка результатов**

Очевидным способом проверки результатов является сверка с реальными данными, однако проверять результаты работы ИНС следует не только относительно настоящего времени прибытия, но и относительно более простых методов его вычисления. ИНС сами по себе являются крайне затратным способом предсказания, а в данной области ещё и экспериментальным методом обработки данных, поэтому перед их бездумным применением необходимо убедиться, что это действительно нужно.

Судя по уже полученным данным, нейронные сети позволяют учесть большее количество факторов, влияющих на скорость движения транспортных средств, а значит, получить более точные результаты. В среднем ИНС дают лучшие результаты, чем методы вычисления, основанные на математических моделях, поэтому их применение ограничено только вычислительными мощностями и наличием специалистов, которые будут обслуживать систему.

**Вывод:** внедрение современных технологий в транспортных системах и замещение ими находящихся в употреблении средств вполне обосновано и позволит достичь лучших результатов в обслуживании населения. Сейчас, когда все транспортные средства оснащаются GPS-датчиками, будет нерационально не использовать по максимуму представившиеся возможности. «Умная остановка» в настоящее время активно внедряется в Европе, Америке и России, где уже сформировались крупные компании, зарабатывающие исключительно на производстве подобных систем, а значит, исследования в данной

области не только перспективны в научном плане, но и могут принести прибыль. ИНС, в свою очередь, являются вершиной современных информационных технологий, что делает именно их наиболее изучаемым средством в данной сфере, к тому же уже показывающим неплохие результаты.

#### **Список цитированных источников:**

1. Алгоритмизация прогнозирования времени прибытия пассажирского транспорта города Томска на остановку с использованием модели, основанной на исторических и реальных данных. Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» Выпуск 6, ноябрь – декабрь 2013.

2. W. Lin and J. Zeng, "An Experimental Study on Real Time Bus Arrival Time Prediction with GPS Data", in 78th Annual Meeting of the Transportation Research Board, National Research Council, Washington D.C., January 1999.

3. International Journal of Modern Engineering Research (IJMER) Vol. 3, Issue. 4, Jul - Aug. 2013 pp-2035-2041: «Online Bus Arrival Time Prediction Using Hybrid Neural Network and Kalman filter Techniques» M. Zaki, I. Ashour, M. Zorkany, B. Hesham

УДК 681.5:004.932

*Лискович Ю. Г.*

*Научный руководитель: ст. преподаватель Глущенко Т. А.*

### **СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ КОНТУРОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

#### **Введение. Постановка задачи**

Автоматическая обработка визуальной информации является одним из важнейших направлений в области искусственного интеллекта.

В настоящее время можно выделить следующие направления развития систем обработки изображений:

- системы видеонаблюдения и распознавание объектов;
- системы анализа поведения объектов различного рода: механизм, с помощью которого система мониторинга может уловить аномалии в поведении людей;
- 3D-видеонаблюдение для определения направления и скорости движения объекта, а также расстояние до него;
- системы видеозахвата, для воспроизведения движений и дальнейшего анализа человека или его конечности.

Большинство получаемых изображений являются слабоконтрастными, имеют неравномерный фон, а также содержат различного рода шумы. Поэтому для анализа такой информации необходимо обеспечить высокое визуальное качество и эффективность предварительной обработки исследуемого изображения, которое может быть получено с помощью современных методов детектирования (выделения) контуров и границ. Это позволит улучшить решения большого количества задач.

На сегодняшний день существует множество методов и алгоритмов для выделения контуров, такие как оператор Собела, оператор Лапласа, оператор Канни, оператор Робертса и оператор Прюитта. В данной работе рассмотрим применение первых трех алгоритмов.

**Оператор Собела** — дискретный дифференциальный оператор, вычисляющий приближённое значение градиента яркости изображения. Результатом применения оператора Собела в каждой точке изображения является либо вектор градиента яркости в этой точке, либо его норма. Используется в области обработки изображений, в частности, часто применяется в алгоритмах выделения границ.