

Министерство образования Республики Беларусь
Учреждение образования
Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники

УДК 004.42:629.33

Голубович
Илья Васильевич

Алгоритм интеллектуальной обработки для контроля дорожного движения

АВТОРЕФЕРАТ

на соискание степени магистра техники и технологии

по специальности 1-45 81 01 «Инфокоммуникационные системы и сети»

Научный руководитель
Борискевич Илья Антонович

Минск 2019

ВВЕДЕНИЕ

Дорожный затор, или автомобильная пробка, – скопление на дороге транспортных средств, движущихся со средней скоростью, значительно меньшей, чем нормальная скорость для данного участка дороги.

Известно, что стратегия адаптивного регулирования светофора в реальном времени является самым продуктивным средством для устранения проблем с заторами. Основная проблема в традиционной системе управления светофорами заключается в том, что они работают в качестве закрытой системы по отношению к внешней среде. Другими словами, они не являются адаптивными к изменению состояния дороги. Такое управление можно назвать слепым, так как оно работает вне зависимости от настоящих внешних факторов, что приводит к неоптимальному использованию ресурса, т. е. в данном случае перекрестка. В результате, по некоторым направлениям появляется затор. Характерной чертой предлагаемого алгоритма контроля светофора является адаптивность в реальном времени, а также масштабируемость при организации глобальной оптимизации множества светофоров. Таким образом, адаптивные методы превращают статический светофор в живую систему, реагирующую на внешнюю среду.

Система будет реализовывать следующие основные функции:

- а) сбор данных о транспортном потоке с регистрационного пункта;
- б) обработка данных;
- в) расчет рекомендуемых параметров движения и передача их для регулирования потоком.

Каждая из перечисленных функций выполняет определенные действия.

Сбор данных о транспортном потоке будет включать в себя:

- а) подсчет времени простоя автомобилей за период горения красного света;
- б) определение количества автомобилей, скопившихся перед светофором.

С помощью функции обработки данных основные параметры, которые характеризуют движение транспорта, будут сохраняться и обрабатываться, а на их основе будут строиться графики.

Для реализации функции расчета рекомендуемых значений параметров движения используются расчетные методы на основе нейросети.

Для демонстрации работы программы будет создано отдельное приложение с графическим интерфейсом, моделирующее транспортный поток в режиме реального времени.

Характеристика работы и краткое содержание работы

Архитектура системы дорожного контроля

На данный момент существуют следующие системы управления транспортными потоками: АСУДД и ИСУТП.

АСУДД – Автоматизированная система управления дорожным движением. Это комплекс технических, программных и организационных мер, обеспечивающих сбор и обработку информации о параметрах транспортных потоков и на основе этого оптимизирующей управление движением.

ИСУТП – интеллектуальная система управления транспортными потоками – иной тип систем управления транспортными потоками. Глобальный координационный центр ГКЦ анализирует количество поступивших заявок на перемещение от отдельных водителей и строит для них маршрут перемещения в соответствии с загруженностью трасс, климатическими условиями, времени суток, дня недели, а также, что является их основной особенностью, принимает решения по организации работы светофора, исходя из транспортной необходимости.

В бесцентровых АСУДД – нет необходимости создания управляющего пункта. Существует 2 модификации бесцентровых АСУДД. В одной из них работу синхронизирует главный контроллер, к которому идет связь от остальных контроллеров (линия одна для всех). В следующей модификации бесцентровых АСУДД от всех контроллеров идет своя линия связи.

В централизованных АСУДД – имеют центр управления, со связанными с ним контроллерами их собственными линиями связи. Зачастую, АСУДД могут осуществлять многопрограммное КУ со сменой программ в течение дня.

Централизованные интеллектуальные АСУДД оснащены определителями транспорта, и в зависимости от загруженности потока могут менять планы координации движения. Интеллектуальные АСУДД содержат мощные управляющие вычислительные комплексы (УВК), и сеть изменяющихся информационных дисплеев. Эти АСУДД могут проводить непрерывный контроль потока транспорта и могут управлять дорожным движением и позволяют перераспределить транспортные потоки по сети.

Определено что, разрабатываемую систему следует отнести к интеллектуальным системам управления транспортными потоками т.к. она будет принимать решения исходя из складывающейся ситуации на дороге и транспортной необходимости.

Основными мерами движения потока автомобилей являются скорость, поток и плотность. Есть два основных подхода к измерению этих характеристик, микроскопический и макроскопический подход.

Микроскопический подход относится к отдельным автомобилям. Макроскопический подход касается транспортных средств как групп.

Общая структура сети трафика в реальном мире состоит из множества взаимосвязанных перекрестков. Здесь следует учитывать важный фактор, такой как расстояние между двумя смежными перекрестками. Когда расстояние велико, влияние будет небольшим и может быть пренебрежительно малым при работе в реальном времени и использовании передовых технологий беспроводной связи. Тогда система управления дорожным движением будет дробиться на множество подсистем управления отдельными (изолированными) перекрестками.

Известно, что макроскопический подход больше подходит для систем дорожной сети в целом, в то время как микроскопический подход рассматривает автомобиль как отдельную часть системы и подходит для систем с изолированным перекрестком. Преимуществом микроскопического подхода является то, что он позволяет моделировать динамику трафика на нескольких полосах с помощью эффективных однополосных моделей учитывая такие дополнительные факторы, как определенная вероятность обгона. Основными параметрами для того, чтобы характеризовать поток автомобилей будут являться количество автомобилей, пересекающих участок за определенное время и время в пути (время простоя).

Архитектура нейронной сети

Для реализации алгоритма целесообразно использовать нейронные сети т.к. они обладают средней гибкостью и интерпретируемостью.

Принято выбирать определенные типы нейронных сетей под определённый тип задач.

Для реализации в качестве возможных вариантов были выбраны 3 типа нейронных сетей: персептрон, сеть Кохоннена и сеть с размытой логикой.

Алгоритм обучения нейронной сети

В зависимости от коэффициентов матрицы весов нейросеть может иметь разную точность. Процесс обучения – это движение по гиперповерхности функционала потери, целью которого является минимизация этого функционала.

В качестве метода обучения был выбран метод обратного распространения ошибки.

Этот метод является основным и использует алгоритм градиентного спуска. То есть при помощи движения вдоль градиента рассчитывается локальный минимум и максимум функции.

Выбор архитектуры нейросети

Каждая разновидность систем искусственного интеллекта имеет свои особенности, например, по возможностям обучения, обобщения и выработки выводов, что делает ее наиболее пригодной для решения одного класса задач и менее пригодной – для другого.

Решающими преимуществами нейронных сетей являются:

- 1) параллелизм обработки информации;
- 2) глобальность связей между нейронами;
- 3) специализация структуры сети под конкретную задачу;
- 4) высокая скорость (единый и эффективный принцип обучения нейросетей – минимизация эмпирической ошибки методом её обратного распространения по сети);
- 5) надежность функционирования;
- 6) способность решать неформализованные задачи;
- 7) пере программируемость.

Наиболее часто применяемыми архитектурами нейросетей являются персептрон и сети Кохоннена. В то же время перспективным решением является сеть на основе нечеткой логики.

Известно, что использование нечеткой логики позволяет повысить гибкость системы. Нечеткая логика – это отличный подход при разработке моделей физических процессов. Нечеткие модели менее сложны и хорошо применимы для нелинейных процессов. Нечеткая логика позволяет помогать принимать решение при неполной информации.

Однако применительно к разрабатываемой системе нечеткая логика обладает рядом недостатков. Системы с нечеткой логикой хороши для объяснения получаемых выводов, но они не могут автоматически приобретать знания для использования их в механизмах выводов. Их обучения зачастую происходит достаточно медленно, а анализ обученной сети весьма сложен. При этом какую-либо априорную информацию для ускорения процесса ее обучения в нейронную сеть ввести невозможно.

Нейросеть на основе персептрона при условии использования обучения с подкреплением является неплохим решением, однако исходя из представленных выше данных, можно сделать вывод о том, что для реализации алгоритма целесообразно выбрать архитектуру на основе персептрона в виду меньшего количества нейронов, а, следовательно, более высокой скорости работы, простоты реализации и более простого процесса отладки.

Выбор алгоритма обучения нейросети

Был выбран алгоритм обучения с учителем. Процесс обучения с учителем представляет собой предъявление сети выборки обучающих примеров. Каждый образец подается на входы сети, затем проходит обработку внутри структуры нейросети, вычисляется выходной сигнал сети, который сравнивается с соответствующим значением целевого вектора, представляющего собой требуемый выход сети. Затем по определенному правилу вычисляется ошибка, и происходит изменение весовых коэффициентов связей внутри сети в зависимости от выбранного алгоритма. Векторы обучающего множества предъявляются последовательно, вычисляются ошибки и веса подстраиваются для каждого вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемо низкого уровня.

Одна из особенностей метода обратного распространения ошибки заключается в том, что средние абсолютные значения невязок уменьшаются от последнего слоя нейронов к первому на порядки. Следствием этого становится практически незначительная величина изменения весовых коэффициентов первых скрытых слоев и, соответственно, требуется очень большое количество эпох обучения для значимой коррекции весов. Для устранения данного недостатка в многослойных персептронах с более чем одним скрытым слоем можно использовать коэффициент скорости обучения, увеличивающийся от последнего скрытого слоя к первому в пределах одной эпохи обучения.

Обнаружено, что оптимальным выбором для обучения многослойного персептрона будет метод обратного распространения ошибки, требующий дифференцируемость активационных функций для всей области определения. Следовательно, для удовлетворения условий поставленной задачи, в качестве активационной функции для всех нейронов, подойдет сигмоид, а получаемый аналоговый результат расчета по нейронной сети будет округлен для корректного решения задачи классификации. Коэффициент скорости обучения примем равным 0,5.

В соответствии с алгоритмом метода обратного распространения ошибки будут заданы произвольные ненулевые начальные значения весовых коэффициентов.

По погрешностям и производным активационной функции нейронов выходного слоя будут рассчитаны их невязки, а с учетом этих значений – невязки скрытых нейронов. На их основе, выполнена коррекция весовых коэффициентов выходных нейронов и скрытых нейронов.

Для обученной нейронной сети проведено тестирование на обучающей и тестовой выборках. Размер обучающей выборки задан как 40 примеров, размер тестовой выборки задан в количестве 10% от размера обучающей.

Очевидно, что конкурентный алгоритм обучения нейросети "с подкреплением" в отличие от предложенного показывает лучшие результаты

при большой загруженности направлений, и, худшие результаты, при малой загруженности из-за недостатка данных.

Язык программирования

На основе обзора существующих языков программирования был выбран язык Java. Исходя из полученных данных о существующих IDE и на основе анализа выбора программистов, был сделан выбор в пользу IDE Eclipse.

Сам процесс работы заключается в предварительном обучении нейросети. Если ошибка в нейросети достаточно мала, то процесс считается завершенным успешно. Далее следует запуск основной программы со встроенным генератором, который генерирует исходные данные, такие как количество машин на каждом направлении и их поведение, а также тип и параметры автомобиля.

Частично эти данные поступают одновременно на вход нейросети (во время инициализации), где идет их нормализация и подача на вход нейросети. В процессе обработки нейросеть выдает на один из выходов сигнал о его приоритетности для включения зеленого света. Данный сигнал поступает в основной программный модуль в качестве сигнала управления. Основной модуль отвечает за преобразование представления сигналов и коммутацию между модулями, таким образом представляя собой некое подобие центральной нервной системы. Из основного модуля программы видоизмененный управляющий сигнал поступает на модуль управления, который, приняв сигнал, действует по одному из шаблонов в зависимости от поступившего сигнала. Одновременно с этим данные генератора поступают в блок отрисовки среды, где формируются её основные единицы – автомобили. Их данные поступают в блок управления автомобилями. Его основная задача – перемещать автомобили согласно преднастроенной разметке полос и сигналов дорожного движения. Когда автомобили попадают в зону действия светофора, то контроль над ними производится согласно его сигналам – в остальное время они движутся непрерывно.

Параллельно запущенным процессам работает блок анализа среды. Его задача – подсчет основных данных, таких как количество машин на полосе и время ожидания. Далее эти данные будут поданы на вход нейросети. Во избежание спонтанных переключений сигнала данные передаются строго по циклам. В начале каждого цикла собирается информация о состоянии на перекрестке, затем идет подача сигналов управления и работа по одному из шаблонов, при этом автомобили «живут» независимо.

В программе визуализации происходит отрисовка среды, на основе поступивших данных. В этом блоке также выводится статистическая информация.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанная система управления дорожным движением на изолированном перекрестке на основе алгоритма интеллектуальной обработки данных датчиков для контроля дорожного движения относится к интеллектуальным системам управления транспортными потоками.

Примененный макроскопический подход рассматривает автомобиль как отдельную часть системы. Преимуществом примененного макроскопического подхода является возможность моделирования динамики трафика на нескольких полосах с помощью эффективных однополосных моделей, учитывая такие дополнительные факторы, как вероятность обгона.

Основными параметрами для характеристики потока автомобилей являются количество автомобилей, пересекающих участок за определенное время и время в пути (время простоя). Данные параметры формируют входной вектор, поступающий в нейронную сеть на основе двухслойного персептрона.

Оптимальным выбором для обучения многослойного персептрона будет метод обратного распространения ошибки. В качестве активационной функции использован сигмоид. Коэффициент скорости обучения был принят равным 0,5. В соответствии с алгоритмом метода обратного распространения ошибки произвольные ненулевые начальные значения весовых коэффициентов задаются изначально.

Для обучения нейронной сети проведено тестирование на обучающей и тестовой выборках. Размер обучающей выборки задан как 40 примеров, размер тестовой выборки задан в количестве 10% от размера обучающей.

Конкурентные алгоритмы обучения нейронной сети, в отличие от предложенного, показывают худшие результаты при малой загруженности из-за недостатка данных.

В качестве языка программирования для реализации программного средства использован Java.

Реализация выполнена в три этапа:

- 1) анализ существующих решений по данной проблеме, а также современных архитектур нейронных сетей и применяемых алгоритмов обучения;
- 2) выбор модели реализации и разработка алгоритма;
- 3) программная реализация алгоритма с возможностью работы в режиме реального времени.

Разработанный алгоритм применим для различных систем и выполнен без применения сторонних библиотек на языке Java, что обеспечивает востребованность данного алгоритма в целях обучения.