Дашко Юрий Викторович,
д. ф.-м. н., проф. кафедры
информационных технологий НОУ ВПО
«Институт управления, бизнеса и права»,
г. Ростов-на-Дону
e-mail: meon_nauka@mail.ru
Заика Александр Александрович,
аспирант кафедры информационных
технологий, ст. преподаватель
кафедры информационных технологий
НОУ ВПО «Институт управления,
бизнеса и права», г. Ростов-на-Дону
e-mail: meon_nauka@mail.ru

Нейронные сети и логистика городских пассажирских перевозок
Neural Networks and Logistics of City Civil Passenger Traffic

В статье освещаются возможности применения искусственных нейронных сетей и инновационных технологий в транспортной логистике.

The article discusses some application possibilities of neural networks and innovative technologies in transport logistics.

Ключевые слова: логистика, нейронная сеть, городские автотранспортные перевозки, имитационное моделирование, анализ, контроллинг.

Keywords: logistics, neural network, city civil passenger traffic, simulation modeling, analysis, controlling.

Пассажирский автотранспорт общего пользования играет немалую роль в жизни современного города. На конец 2007 г.[1] доля автобусного транспорта среди других видов транспорта общего пользования по количеству перевезенных пассажиров составила более 54 %. Похожая тенденция наблюдается и в другие годы, а количество городов и поселков городского типа Российской Федерации, имеющих внутренние системы автобусного транспорта, на конец 2007 г. составляет 1121[2], что несоизмеримо больше, чем количество городов, имеющих другие виды общественного транспорта. В Ростове-на-Дону существует несколько автотранспортных предприятий (АТП), которые занимаются обслуживанием пассажирских маршрутов. Крупнейшее из них – муниципальное предприятие МУП ПТК «Ростовпассажиртранс» – оно обслуживает порядка 60 маршрутов.

Нередко тяжелое состояние на дорогах: периодически возникающие пробки, чрезмерная загруженность автомагистралей в часы пик и несоответствие количества автобусов на некоторых маршрутах потребностям пассажиров, – приводит к тому, что в определенные часы суток (как правило, с 07.00 до 9.30, с 16.00 до 18.30) автобусный транспорт перестает адекватно выполнять свои функции. В частности, многие автобусы (включая маршрутные такси), оказываются заполненными сверх всякой меры и без учета требований к безопасности перевозок пассажиров. В то же время наблюдения показали, что в периоды максимальной загрузки некоторые автобусные маршруты работают далеко не в полную силу, т. е. за счет мощностей, которые в буквальном смысле простаивают на таких маршрутах, можно было бы улучшить ситуацию с автобусными перевозками в целом.

Все это обусловливает актуальность данного исследования, главная цель которого – осветить современные методы анализа, моделирования, контроллинга логистических транспортных систем с помощью современного нейросетевого инструментария.

---

[1] Россия в цифрах. 2008 : краткий статистический сборник / Росстат. М., 2008. 510 с.
[2] Там же.

Для того чтобы вывести управление автотранспортным предприятием на новый уровень и городской автотранспорт мог полнее удовлетворять потребности потребителей, мы предлагаем использовать современные инструменты логистики, некоторые инновационные технологические решения и инструменты анализа, моделирования и управления, основанные на нейронных сетях.

Предлагаемые методы можно внедрить в существующие на предприятиях автоматизированные логистические системы (корпоративные информационные системы), что позволит улучшить качество их работы.

Городской автотранспорт как логистическая система

В настоящее время особое значение приобретает концепция логистики в удовлетворении потребности в транспортных услугах. Следует отметить, что из-за недостаточного внимания к этой области в последние годы резко снизилось качество работы единой транспортной системы и ее элементов[1].

На сегодняшний день не существует официального определения логистической системы, однако мы считаем, что определение, данное Л. Б. Миротиным, Ы. Э. Ташбаевым и А. Г. Касеновым[2], позволяет очень точно охарактеризовать суть и назначение подобной системы. В соответствии с этим логистическая система – адаптивная система с обратной связью, выполняющая те или иные логистические функции и операции, состоящая, как правило, из нескольких подсистем и имеющая развитые связи с внешней средой[3]. Там же замечено, что продукция логистики – это обслуживание потребителей.

В применении к рассматриваемому нами вопросу в качестве потребителей выступают пассажиры. Логистическая система – это система городского автобусного транспорта, и главным продуктом является обслуживание пассажиров. Логистика обеспечивает наличие продукта тогда и там, когда и где это нужно потребителю[4]. В нашем случае это означает доступность и удобство пассажирского городского автотранспорта для потребителей, важнейшей особенностью которого является наличие фиксированных маршрутов для регулярных перевозок пассажиров.

Логистический подход можно применить на различных уровнях функционирования рассматриваемой системы. В частности, нас интересует применение логистического подхода и использование современных технологий сбора и анализа данных в следующих вопросах функционирования системы городского пассажирского автотранспорта:

1. Оснащение остановочных пунктов и транспортных средств оборудованием, позволяющим осуществлять оперативный контроль за их состоянием.

2. Планирование вида и количества автотранспорта на конкретных маршрутах в зависимости от различных параметров: день недели, время года, время суток, ожидания пассажиров, дорожная обстановка.

3. Оптимальное распределение личного состава АТП по различным транспортным средствам и маршрутам.

В случае с исследованием систем городского автомобильного транспорта следует учесть тот факт, что АТП можно подразделить на коммерческие, нацеленные, помимо обеспечения жителей автотранспортными услугами, на получение прибыли, и муниципальные, финансируемые из бюджета, прибыль в которых является второстепенным фактором. Логистические принципы, контроллинг, моделирование можно и нужно применять и в вопросах оптимизации прибыли, однако в данной работе мы не касаемся этого вопроса, рассматривая лишь тот аспект деятельности АТП, который позволяет наиболее полно удовлетворить нужды потребителей автотранспортных услуг.

---

[1] Логистика автомобильного транспорта : учебное пособие / В. С. Лукинский [и др.]. М.: Финансы и статистика, 2004. 368 с.

[2] Миротин Л. Б., Ташбаев Ы. Э., Касенов А. Г. Логистика. Обслуживание потребителей : учебник. М. : ИНФРА-М, 2002. 190 с.

[3] Там же.

[4] Там же.

Рассматриваемая система – это типичный пример системы человеко-машинного взаимодействия. К важнейшим особенностям таких систем можно отнести взаимодействие всех их элементов друг с другом и влияние каждого из элементов на другие элементы и на систему в целом. Сложность рассматриваемых систем делает весьма непростой задачу выявления влияния отдельных ее элементов на другие элементы, а также на систему в целом. Для поиска подобных взаимосвязей и для других направлений исследования, оптимизации, контроля логистических систем можно использовать нейросетевой инструментарий.

Обзор нейросетевого инструментария и его применение в логистических системах

Существующие информационные системы, предназначенные обеспечить автоматизацию транспортной логистики, позволяют собирать и аккумулировать большое количество информации для последующего анализа и применения полученных сведений в целях управления деятельностью компаний. Множество данных, с которыми работают такие системы, позволяет рассчитать время, необходимое сотруднику или устройству для осуществления той или иной операции, а при снижении производительности оповестить менеджера о произошедшем событии. Другое дело, что в активно используемой системе число событий, регистрируемых даже за одни сутки работы, может исчисляться тысячами, а то и десятками тысяч. Именно поэтому возникает острая необходимость в налаживании обратной связи с аналитической подсистемой, которая в определенной степени сама обрабатывала бы полученную информацию и представляла ее управляющему персоналу уже в агрегированном виде, удобном для просмотра и анализа. Многие предприятия работают в условиях отсутствия специального аналитического отдела, так как эти функции распределяются между сотрудниками разных подразделений. Поэтому на вопрос, насколько результаты тех или иных операций зависят от различных факторов, весьма редко можно получить полный и развернутый ответ. Именно в таких условиях использование комплексов нейронных сетей для сбора данных, их анализа и прогнозирования результатов является существенным и полезным дополнением к знаниям сотрудников.

Нейронная сеть способна обучаться на основе представляемых ей параметров операций и фактических результатах их завершения за определенный период времени. Накапливая данные, инструменты на основе нейросетей формируют взаимосвязи событий и результатов. Фактически это параллельное накопление того «опыта», который оседает в голове управляющего специалиста. В нейронных сетях можно настроить и комбинировать разные принципы их обучения и в результате добиться получения корректных результатов. Сеть самостоятельно определяет степень влияния тех или иных факторов на результат операций, и чем больше данных в нее поступает, тем выше вероятность получения от нее требуемых результатов. Через определенный период накопления данных она станет серьезным инструментом анализа на основе практической работы конкретного, а не абстрактного предприятия[1].

Конечно, использование нейросетевого инструментария никоим образом не дискриминирует традиционные математические методы анализа и прогнозирования. В статье Н. А. Федяновой[2] справедливо отмечено, что математика обладает колоссальными возможностями, позволяющими решать очень многие задачи экономики и бизнеса. В то же время нейросетевой инструментарий нельзя отнести лишь к математике – помимо математики в разработке его методов используются достижения психологии, биологии и других наук.

В настоящее время существует множество нейросетевых пакетов, предназначенных для решения различных задач. Проблема применения нейросетевого инструментария в приложении его к задачам логистики заключается в том, что подобные пакеты обычно предлагают пользователю некое универсальное приложение, предназначенное для использования его в решении широкого спектра задач. Надо отметить, что до сих пор не выработано единой

---

[1] Блинов Д. В. Применение нейросетей в оперативной логистике // Транспорт Российской Федерации. 2007. № 8. С. 42–43.

[2] Федянова Н. А. О проблеме применения математических методов в экономике и бизнесе // Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса. 2008. № 5. С. 63–66.

методики в построении нейросетевых архитектур, подходящих для решения конкретных задач. Разработано множество архитектур, позволяющих решать некоторые классы задач, однако, пытаясь применить нейронные сети, например, для целей анализа логистических данных, разработчик неминуемо столкнется с необходимостью создания собственной сетевой архитектуры, которая наиболее полно и правильно отвечает нуждам его системы. Причем нужно отметить, что существующие нейросетевые пакеты обычно концентрируют внимание разработчика на входных и выходных параметрах сети, закрывая от него такой важнейший параметр, как синаптические веса. На рис. 1 приведена схема искусственного нейрона – основного «кирпичика», используемого в большинстве нейросетевых архитектур.

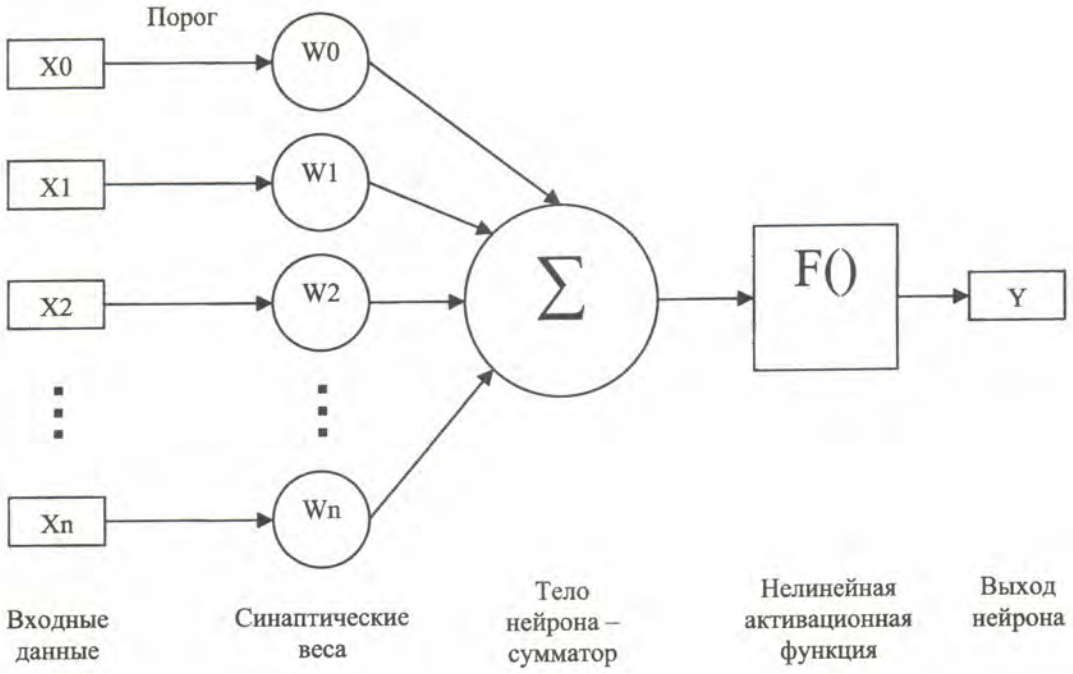

Рис. 1. Модель искусственного нейрона

Синапсы – это связи, которые идут от входных сигналов к телу нейрона. Каждый из синапсов характеризуется синаптическим весом. Синаптические веса – это память сети, основное хранилище данных, которое она использует. Именно они модифицируются в процессе обучения сети, и благодаря им сети могут «запоминать» и обобщать информацию, которая им предъявляется.

Тело нейрона, или сумматор, складывает поступившие сигналы – результаты перемножения входных сигналов на синаптические веса.

Активационная функция, как правило, нелинейная (часто используются сигмоидальные функции, хотя применимы и другие), используется для ограничения выходного сигнала и придания сети, построенной на базе приведенной модели нейрона, нелинейных свойств. В частности, такие сети способны аппроксимировать нелинейные функции, а при моделировании с помощью сетей реальных систем это очень важно.

Обезличивание синаптических весов в нейросетевых пакетах приводит к тому, что работа сети похожа на работу «черного ящика», который получает на входе некие данные и генерирует выход на основе неких внутренних преобразований. Если же разработчик будет пользоваться информацией, содержащейся в синаптических весах, причем не только пользоваться, а задавать некоторые из них самостоятельно, устанавливать границы их изменения и, что очень важно, ассоциировать с весами характеристики объектов, входящих

в моделируемую систему, – это позволит гораздо полнее и продуктивнее использовать нейросетевой инструментарий. На сегодняшний день наилучшим решением наиболее полного и продуктивного использования возможностей нейронных сетей на практике является разработка собственных нейросетевых решений. Это единственная реальная возможность полного контроля над сетью и всеми ее параметрами.

Как уже было сказано, важнейший вопрос, который встает перед разработчиком при создании нейросетевых приложений, – это выбор архитектуры сети. Наиболее общей архитектурой, которая обычно используется для решения множества задач, является многослойная полносвязная сеть прямого распространения сигнала. В частности, многослойный полносвязный перцептрон. Его схема приведена на рис. 2.

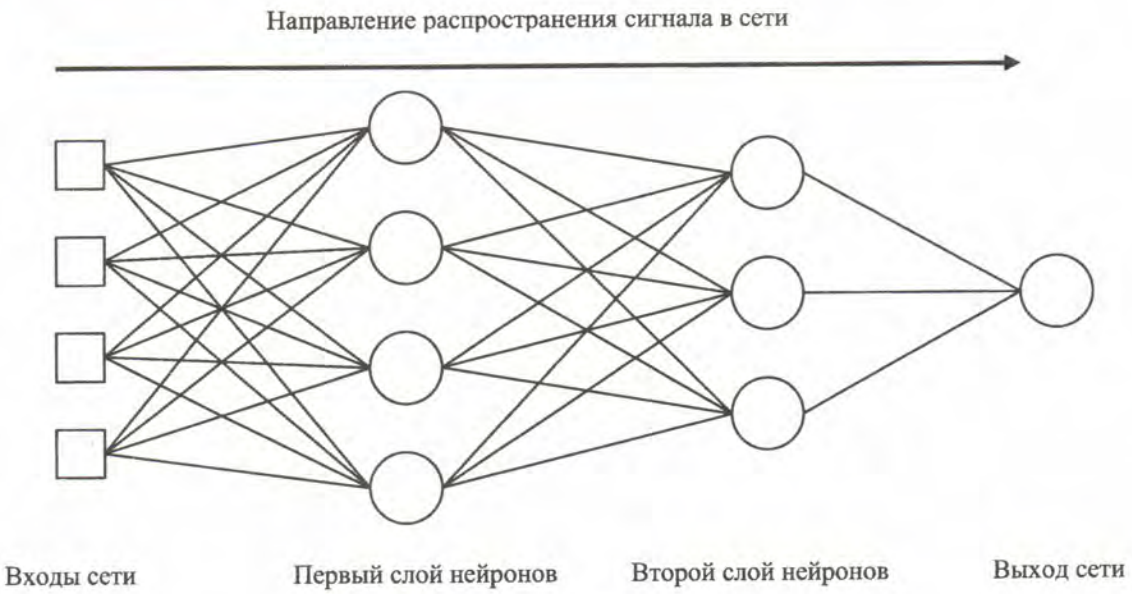

Рис. 2. Модель многослойной нейронной сети

Особенностью данной архитектуры является тот факт, что каждая единица входных данных связана с каждым из нейронов первого слоя. Каждый выход нейрона первого слоя связан с каждым из нейронов второго слоя – и так далее. На выходе такой сети может быть либо один выходной нейрон, выход которого, при использовании нелинейной активационной функции, представляет собой некое число, обычно – в диапазоне [0, 1]. Его можно интерпретировать как вероятность какого-либо события или другим способом. Другой вид выхода сети – это совокупность нейронов, выходы которых обычно сравнивают, и, выбирая нейрон-победитель, ассоциируют с ним какой-либо логический вывод. Например, если на нейроне № 1 наблюдается максимальный, в сравнении с другими выходными нейронами, сигнал – это значит, что моделируемая или контролируемая нейросетью система работает в штатном режиме.

Разрабатывая архитектуру нейронной сети, предусматривающей обучение с учителем, разработчик должен ответить на следующие вопросы:

1. Какими должны быть входные сигналы, в каком диапазоне они изменяются?
2. Каким образом представлять нечисловые данные для подачи их на вход сети?
3. Сколько слоев должна иметь сеть?
4. Какую активационную функцию (функции) следует использовать?
5. Какими должны быть выходные сигналы сети, как их интерпретировать?
6. Каким образом строить обучающие пары?
7. Каков способ обучения сети?
8. Как следует задавать первоначальные значения синаптических весов, каким образом их интерпретировать, следует ли задавать ограничения на их изменение?

Многие исследования[1] и наши эксперименты показывают, что применение полносвязных сетей с фиксированной архитектурой зачастую нерационально. Гораздо практичнее с точки зрения используемой сетью вычислительной мощности компьютера, скорости обучения, соответствия решаемой задаче – использовать сети, архитектурные особенности которых экспериментально подбираются исследователем в ходе анализа решаемой задачи. Фактически все вышеперечисленные вопросы проектирования нейросети требуют экспериментальных проверок и подстроек под конкретную задачу. Например, для анализа групп взаимосвязанных показателей, которые нужно представить как единый комплекс, хорошо себя показывают многослойные сети с выделенными рецепторными полями[2]. Причем эксперименты и теоретические работы показывают, что в реальных разработках обычно хватает максимум трех слоев сети, хотя, если архитектура сети продиктована особыми соображениями, она может содержать больше слоев. Например, трехслойная сеть, описанная в работе «Применение нейросетевой модели в логистическом контроллинге»[3], использует три слоя нейронов, а параметры сети имеют экономический и хозяйственный смысл в рамках моделируемой с ее помощью части предприятия.

В частности, здесь нам хотелось бы обратить внимание на очень важное с практической точки зрения правило, которое сформулировал Саймон Хайкин следующим образом[4].

В структуру нейронной сети должна быть встроена априорная информация и инварианты, что упрощает архитектуру сети и процесс ее обучения. Правильная структура сети обеспечивает ее специализацию, что очень важно по таким причинам:

1. Биологические сети, обеспечивающие обработку зрительной и слуховой информации, сильно специализированы.

2. Нейронная сеть со специализированной структурой обычно включает значительно меньшее количество свободных параметров, которые нужно настраивать, чем полносвязная сеть. Из этого следует, что для обучения специализированной сети требуется меньше данных. При этом на обучение затрачивается меньше времени, и такая сеть обладает лучшей обобщающей способностью.

3. Специализированные сети обладают большей пропускной способностью.

4. Стоимость создания специализированных нейронных сетей сокращается, так как их размер существенно меньше полносвязных сетей.

Существует множество способов обучений нейронных сетей, главной целью которых является нахождение такого сочетания синаптических весов и других изменяемых параметров (в частности – пороговых значений, входной сигнал на которых обычно равен 1, а значение либо задается заранее, либо подбирается при обучении), которое позволит сформировать в сети «представление» обо всей моделируемой совокупности данных, причем сделать это оптимальным образом. Так, многие методы базируются на идее обратного распространения ошибки, сущность которого выражается в вычислении отклонения выходного значения сети от желаемого и в распространении ошибки по сети в направлении, обратном направлению прохождения основного сигнала, с модификацией синаптических весов таким образом, чтобы свести ошибку к минимуму.

Главный недостаток метода обратного распространения ошибки заключается в сильной зависимости полученного результата от начальных приближений (начальных значений) синаптических весов, а также склонность к «попаданиям» полученных результатов в локальные минимумы аппроксимируемой функции, в то время как целью обучения является поиск глобальных минимумов – фактически минимально возможных отклонений результатов, моделируемых сетью, от желаемых результатов. Для борьбы с локальными минимумами используется множество методов, таких, например, как метод имитации отжига и другие.

---

[1] См, например: Хайкин С. Нейронные сети : полный курс. М. : Вильямс, 2006. 1104 с.; Нейроматематика : учебное пособие для вузов / под ред. А. И. Галушкина. М. : ИПРЖР, 2002. 448 с. Кн. 6.

[2] Хайкин С. Нейронные сети : полный курс. М. : Вильямс, 2006. 1104 с.

[3] URL: http://a77r.ru/text/n-model.htm

[4] Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М. : Вильямс, 2006. 1104 с.

Нами был разработан и опробован на практике метод обучения нейронных сетей, базирующийся на методе обратного распространения ошибки, предусматривающий сравнительно большие шаги изменения синаптических весов на начальных этапах обучения с постепенным уменьшением шагов и с циклическим обучением сети по всей совокупности, с пропуском обучающих пар, ошибка по которым находится на заданном уровне. Также в ходе исследования различных нейросетевых моделей нами была разработана методика проектирования нейронных сетей, суть которой изложена ниже.

Практическая методика проектирования нейронных сетей

Мы предлагаем использовать двухступенчатую методику проектирования нейронных сетей. Первый этап заключается в использовании в качестве среды разработки табличного редактора Microsoft Excel. Преимущества данного редактора заключаются в следующем:

1. Наглядное представление данных, которые используются для построения сети.
2. Отработка процедуры обработки и группировки исходных данных перед подачей в сеть.
3. Поиск архитектуры сети, наилучшим образом подходящей для решения задачи.
4. Наличие встроенного языка программирования Visual Basic For Application, который позволяет проводить практические эксперименты по обучению сети различными методами.

Microsoft Excel можно применять и для целей практического использования уже построенных моделей, однако с ростом размера сети, количества обучающих пар начинает сказываться недостаточная производительность вычислений в Excel. Это выражается, в частности, в чрезмерно большом времени, необходимом для обучения даже сравнительно небольшой сети, состоящей, например, из 25 входов, 15 нейронов скрытого слоя и одного выхода. Более крупные сети демонстрируют еще более низкую скорость. Excel хорош для выработки концепции построения сети, однако окончательная доводка модели должна осуществляться с помощью более быстрого инструмента. Поэтому в качестве второго, заключительного, этапа разработки нейронной сети мы рассматриваем ее создание с использованием среды разработки Microsoft Visual Studio 2005, в частности, на языке программирования C# с использованием технологии объектно-ориентированного программирования. Нами разработана система, в которую входят следующие основные классы, позволяющие разрабатывать сети прямого распространения, обучающиеся с учителем:

– нейрон;
– слой нейронов;
– нейронная сеть;
– обучающая пара;
– вспомогательные классы для моделирования связей, входов, выходов сети.

Объектно-ориентированная методология разработки позволяет в короткие сроки строить работающие модели сетей на основе схем, полученных после первоначального проектирования в Microsoft Excel, причем эти модели обладают удовлетворительным быстродействием.

Рассмотрим некоторые подходы к использованию нейросетевых методов для целей транспортной логистики. Модули для анализа, моделирования и контроллинга, разработанные с учетом нижеприведенных рекомендаций, можно внедрить в существующие программные комплексы, используемые для управления подсистемами автотранспортных предприятий. А это позволит оснастить их дополнительным аналитическим инструментом, который расширит возможности таких комплексов.

Нейронные сети в анализе и моделировании

Классической задачей, решаемой в нейросетевом логическом базисе, является задача оценки влияния отдельных исходных параметров на результат. Входными данными для решения этой задачи должен стать некий набор показателей, как предполагает аналитик, оказывающих влияние на итоговый результат. В качестве итогового результата используется некий интегральный показатель, на формирование которого должны влиять входные данные.

Например, автотранспортное предприятие может иметь статистические сведения о количестве перевезенных пассажиров, аккумулируемые ежедневно в банке данных

предприятия. На этот показатель могут влиять самые разные параметры: количество автобусов, вышедших в рейс, средняя скорость движения автобуса, подбор персонала (водителей и сотрудников ремонтных бригад), погода, время года, день недели. Найдя адекватное числовое представление для входных и выходных параметров, разработчик может построить нейронную сеть, способную обучаться на существующих примерах. После того как сеть будет обучена, ее можно применять для проведения экспериментов с подбором различных вариантов входных параметров и оценки их влияния на конечный результат. Построенная и обученная сеть имеет аналитическую ценность – анализ ее синаптических весов позволит сделать вывод о том, насколько сильно отдельные параметры влияют на результат, нет ли среди них таких, которые влияют на него явно отрицательно.

Нейронные сети и распределение ресурсов

Особенность этой задачи заключается в том, чтобы на основе предыдущих данных, например, собранных в течение нескольких месяцев, предложить оптимальное распределение существующего автопарка по городским маршрутам.

Для решения этой задачи нужно построить нейронную сеть, ассоциировав с каждым из маршрутов один синаптический вес. Отдельный синаптический вес предназначен для выражения доли транспорта, который может не понадобиться. Этот же вес может сигнализировать о том, что автопарк нуждается в пополнении, или, наоборот, о наличии свободных мощностей.

В качестве входных параметров подобной сети можно использовать количественные данные об автопарке АТП, в качестве выходных – данные о количестве перевезенных пассажиров или другие подобные.

Нейронные сети и контроллинг

Контроллинг включает в себя текущий сбор и обработку информации для принятия управленческих решений, осуществление функций контроля отклонений фактических показателей деятельности предприятия от плановых, а также подготовку рекомендаций для принятия управленческих решений[1]. Отмечено, что наибольшую сложность представляет собой процесс определения основных внешних воздействий, которые оказывают особо существенное влияние на предприятие, так как от набора внешних воздействий зависит структура нейросетевой модели и, соответственно, точность определения и нахождения эффективных решений[2].

В связи с этим перед сотрудниками, реализующими функцию контроллинга, ставятся следующие задачи:

1) мониторинг и анализ внешней среды, выявление наиболее значимых для предприятия факторов;

2) определение текущего состояния предприятия и его адекватность внешним воздействиям;

3) определение зависимостей (их весовых значений) между различными составляющими модели предприятия;

4) выявление рассогласований и модернизация нейросетевой модели предприятия (процесс обучения модели);

5) выявление экстремальных и пограничных значений как внешних воздействий, так и внутренних состояний;

6) разработка новых состояний подразделений, позволяющих более эффективно выполнять поставленные задачи и реагировать на экстремальные нагрузки;

7) контроль соответствия фактических состояний системы с моделируемыми и принятыми в работу.

Разработка адекватной нейросетевой модели для целей оперативного контроллинга – это отдельная задача, которая должна решаться исходя из реалий конкретного предприятия. Надо отметить, что результаты, полученные в работе «Применение нейросетевой модели

---

[1] Попова Л. В., Исакова Р. Е, Головина Т. А. Контроллинг : учебное пособие. М. : Дело и Сервис, 2003. 192 с.

[2] Применение нейросетевой модели в логистическом контроллинге / И. И. Поднебенный. – URL: http://a77r.ru/text/n-model.htm (дата обращения 5.04.2009).

в логистическом контроллинге»[1], позволяют говорить о том, что нейронные сети имеют полное право называться ценным инструментом логистического контроллинга.

Имитационное моделирование сети дорог и инновационные технологии

Нейронные сети, представленные в виде направленных графов, можно использовать для моделирования сети городских автодорог, по которым осуществляется движение автотранспорта. Нами было проведено подобное исследование, результаты которого показали, что такое моделирование позволяет с высокой степенью достоверности представить сеть автодорог и смоделировать движение автотранспорта по этой сети. В моделировании использован инструментарий Microsoft Excel и Visual Basic For Application. В качестве существенных выбраны следующие параметры: длины дорог, пропускные способности дорог, транспортный поток, поступающий в сеть, параметры движения автомобилей. Особое внимание уделено моделированию ситуации на перекрестках, отслеживанию пробок на дорогах, параметрам работы светофоров. Имитационная модель, построенная по вышеописанным принципам, позволяет моделировать состояние сети дорог, причем приведенный список параметров является открытым – при необходимости его можно дополнять и другими.

Если данная модель используется для целей АТП, ее задача – наиболее адекватно передать состояние дорог в различное время суток. Единственное, что может сделать АТП, – спланировать использование собственных ресурсов таким образом, чтобы с учетом текущей ситуации на дороге наиболее полно удовлетворить нужды потребителей.

Если же применить подобную модель для целей управления автотранспортной системой города на уровне городских властей, она приобретает свойства оптимизационной модели. Так, в качестве ее свободных параметров (фактически – синаптических весов) можно использовать время работы светофорных комплексов, регулирующих перераспределение транспортных потоков таким образом, чтобы минимизировать размеры пробок, также можно найти оптимальные способы прохождения различных путей в соответствии с текущей загруженностью автомагистралей. Эта же модель поможет обосновать ограничения на въезд на определенные дороги в определенное время суток, обосновать необходимость постройки новых дорог или расширения существующих в соответствии с транспортной ситуацией в городе.

Модельные эксперименты обладают высокой степенью наглядности и достоверности, так как позволяют учесть любое необходимое количество параметров, влияющих на дорожную ситуацию. Оптимизацию модели, если говорить о подстройке синаптических весов, можно проводить по интегральному показателю «сумма всех очередей», который характеризует состояние загруженности дорог в зависимости от потребностей участников дорожного движения. Причем благодаря тому что нейронные сети хорошо подходят для работы в реальном времени, в перспективе возможно построение и внедрение модели, которая занимается оптимизацией работы светофорных комплексов в реальном времени. Эта задача требует адекватной системы сбора информации о состоянии на дорогах, которая может быть построена, например, на базе развивающихся сегодня комплексов видеонаблюдения. Видеоматериал, получаемый с камер наблюдения, после соответствующей автоматической обработки позволит получить достоверные и оперативные данные о дорожной обстановке и использовать их для работы модели.

В перспективе с учетом развития современных средств позиционирования (GPS, ГЛОНАСС) возможно построение системы, моделирующей состояние автодороги и предоставляющей соответствующую информацию участникам дорожного движения в реальном времени с одновременной выдачей рекомендаций об оптимальном пути в соответствии с текущей дорожной обстановкой и состоянием светофорных комплексов.

Нейронные сети и имитационное моделирование инфраструктуры пассажирских перевозок

Нейросетевой инструментарий подходит для имитационного моделировании остановочных комплексов и дорожной инфраструктуры. В качестве входных параметров

[1] URL: http://a77r.ru/text/n-model.htm (дата обращения 5.04.2009).

модели остановочного комплекса можно использовать день недели, время года, дату, погодные условия, ситуацию на дорогах; выходными параметрами модели будет количество пассажиров, ожидающих определенные автобусы.

Для сбора первичной информации о количестве пассажиров и о номере автобуса, который они ожидают, можно применить автоматические системы регистрации, основанные на RFID-чипах платежных карт пассажиров (или карт, основанных на других технологиях).

Учитывая то, что сегодня наблюдается тенденция к переходу автотранспорта на автоматизированные системы платежей (в частности, в Ростове-на-Дону)[1], а также то, что остановочные комплексы часто оснащены терминалами для приема различных платежей, которые, после незначительной модификации, можно будет использовать для сбора информации для систем транспортной логистики АТП. Сбор такой информации выглядит вполне реальным. К тому же, пассажиры, не имеющие карт, смогут вводить информацию об ожидаемых автобусах вручную с использованием вышеупомянутых терминалов.

Что касается получения оперативной информации о нахождении автобуса на определенном участке транспортной сети, о дорожной ситуации, здесь могут быть применены разработки на основе систем спутникового позиционирования или, например, инновационная система «Вистар», разработанная в России Геннадием Пономаревым. Один из вариантов системы предусматривает дешевое решение, основанное на обработке сигналов базовых станций GSM-операторов и вычислении на основе этих сигналов положения транспортного средства на дороге, параметров прохождения дороги, а также, в качестве сопутствующей функции, передачу оперативной информации о загруженности транспортного средства пассажирами, информирование пассажиров о времени, оставшемся до прихода автобуса, сбор информации о дорожных пробках. Достоинство системы «Вистар», о которой идет речь, заключается в том, что она позволяет максимально удешевить оснащение системой слежения одного транспортного средства.

Выводы

Мы рассмотрели особенности представления городского пассажирского автотранспорта в виде логистической системы и особенности применения нейросетевых методов и инновационных технологических разработок для решения различных задач, возникающих при управлении подобной системой.

Интеграция модулей, разработанных с применением нейросетевых методов, в существующие корпоративные информационные системы АТП позволит дать управляющему персоналу этих предприятий новый инструмент, расширяющий возможности по анализу, моделированию и контроллингу этих предприятий.

Литература:

1. Городской транспорт Ростова-на-Дону [Электронный ресурс]. – Режим доступа: www. URL: http://rostovgortrans.ru (дата обращения 10.04.2009).

2. Логистика автомобильного транспорта : учеб. пособие / В. С. Лукинский [и др.]. – М. : Финансы и статистика, 2004. – 368 с.

3. Миротин Л. Б. Логистика: Обслуживание потребителей : учебник / Л. Б. Миротин, Ы. Э. Ташбаев, А. Г. Касенов. – М. : ИНФРА-М, 2002. – 190 с.

4. Нейроматематика : учеб. пособие для вузов / под ред. А. И. Галушкина. М. : ИПРЖР, 2002. – 448 с. – Кн. 6.

5. Попова Л. В. Контроллинг : учеб. пособие / Л. В. Попов, Р. Е. Исакова, Т. А. Головина. – М. : Дело и Сервис, 2003. – 192 с.

6. Поднебесный И. И. Применение нейросетевой модели в логистическом контроллинге [Электронный ресурс] / И. И. Поднебесный. – Режим доступа: www. URL: http://a77r.ru/text/n-model.htm (дата обращения 5.04.2009).

[1] Городской транспорт Ростова-на-Дону. – URL: http://rostovgortrans.ru (дата обращения 10.04.2009).

7. Блинов Д. В. Применение нейросетей в оперативной логистике / Д. В. Блинов // Транспорт Российской Федерации. – 2007. – № 8. – С. 42–43.

8. Россия в цифрах. 2008 : краткий статистический сборник / Росстат. – М., 2008. – 510 с.

9. Федянова Н. А. О проблеме применения математических методов в экономике и бизнесе / Н. А. Федянова // Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса. – 2008. – № 5. – С. 63–66.

10. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. – М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.

Овчинников Степан Александрович,
к. т. н., ст. преподаватель кафедры
программного обеспечения
автоматизированных систем
ГОУ ВПО «Волгоградский
государственный технический
университет»
e-mail: stepan@volgograd.ru
Белков Сергей Владимирович,
магистрант кафедры программного
обеспечения автоматизированных систем
ГОУ ВПО «Волгоградский государственный
технический университет»
e-mail: stepan@volgograd.ru

Применение поисковой оптимизации веб-сайтов для рекламы бизнеса в сети Интернет. Метод решения задачи сбора данных для поисковой оптимизации веб-сайтов
The Use of the Search Engine Optimization of Web-sites for the Publicity of Business on the Internet. Problem Solving Procedure of Data Collection for Research Engine Optimization of Web-sites

Статья содержит постановку и метод решения задачи сокращения сроков сбора данных для нужд поисковой оптимизации веб-сайтов. Проведен обзор поисковой оптимизации как помощника бизнеса в решении одной из важнейших задач – привлечении клиентов.

The paper contains the statement and the method of problem solving procedure of reduction of term of data collection for the needs of search engine optimization of web-sites. In the present paper search engine optimization is considered as business assistance in solving one of the main tasks that is to attract clients

Ключевые слова: веб-сайт, поисковый робот, модуль сбора информации, модуль проверки PageRank.

Keywords: web-site, web crawler, data collection module, checking module for PageRank.

Современный бизнес все активнее использует веб-технологии. Веб-сайт для компаний в Сети является обязательным атрибутом успешной деятельности. Собственный веб-сайт позволяет привлечь больше клиентов, однако не всегда появление у действующего бизнеса собственного веб-сайта влечет увеличение их потока. Одна из причин в том, что большинство потенциальных клиентов для поиска нужной информации используют поисковые системы[1] и просматривают только первые сайты, предлагаемые поисковой системой. Конкуренция, присущая каждой области бизнеса, влечет за собой стремительное увеличение количества веб-ресурсов: на данный момент в русскоязычном сегменте Интернета около 1,5 млн сайтов.

[1] Liveinternet – статистика. – URL: http// www.liveinternet.ru/stat/ru/searches.html?slice=ru.