



тех связей, по которым прошли удовлетворяющие нас сигналы сети. Если выход данного поезда произошёл не раньше ожидаемого времени, то веса всех связей, по которым прошёл сигнал данного поезда, увеличиваются на единицу.

В противном случае мы выполняем следующие четыре шага, описанные для чётного движения поездов:

1. Нахождение всех коллизий (обгонов) на рассматриваемом перегоне. Каждая коллизия двух поездов определяется перебором всех нейронов на обоих слоях и обнаружении таких ситуаций, когда выход первого поезда со станции происходит раньше выхода второго поезда, а прибытие первого поезда на следующую станцию происходит позже прибытия второго поезда.

2. Перебираются все нейроны слоя. Если инцидентный данному нейрону с состоянием *departureChet* (*departureNechet*) поезд пришёл не раньше ожидаемого времени, то происходит обучение весов связей этого нейрона: – увеличивая веса, находящиеся «слева» от положения максимального веса согласно формуле:

$$\forall c \in (j + \text{timePrig}, \dots, l - s): w_{j,c} = w_{j,c} + G \cdot \eta \cdot x_j^i \cdot f'(x_c^{i-1}) \quad (1)$$

– уменьшая сам максимальный вес по формуле:

$$w_{j,l} = w_{j,l} - \eta \cdot x_j^i \cdot f'(x_l^{i-1}) \quad (2)$$

– уменьшая веса, находящиеся «справа» от положения максимального веса по формуле:

$$\forall c \in (l, \dots, 1439): w_{j,c} = w_{j,c} - \eta \cdot x_j^i \cdot f'(x_c^{i-1}), \quad (3)$$

В формулах (1)-(3) приняты следующие обозначения:

j – номер обучаемого нейрона,

timePrig – минимальное время хода между слоями *i* и *i-1*,

l – номер нейрона слоя *i-1*, в который пришёл сигнал от нейрона с номером *j*,

f' – производная функции активации,

s = \sqrt{E} – показатель, характеризующий ширину отрезка, в пределах которого происходит положительная корректировка весов, *E* – обычная ошибка сети для данного направления,

G – коэффициент, введённый для ускоренного роста весов,

η – скорость обучения сети,

x_jⁱ – значение нейрона *j* слоя *i*,

f'(x_iⁱ⁺¹) – значение производной функции активации в последующем слое (*i-1*) для нейрона с номером *i*,

3. Если поезд, инцидентному данному нейрону, обгоняют другие поезда, то происходит дополнительное увеличение весов нейронов, номера которых находятся в диапазоне от *j* + *timePrig* до номера нейрона прибытия обогнавшего поезда.

4. В случае если позитивная ошибка положительна, происходит обучение сигналов, соответствующих поездам, которые пришли раньше ожидаемого времени. Процедура идентична описанной в пункте 2, за исключением того, что слагаемые в формулах 1 и 2 меняют свой знак на противоположный.



Обучение сети происходит до тех пор, пока все 4 вида ошибок не будут удовлетворять заранее заданным значениям либо не будет исчерпано некоторое число попыток.

Выводы

Итак, изменение весов происходит таким образом, чтобы прохождение сигналов вело от изначально заданных значений, поданных на один слой, к желаемым выводам на другом слое. В архитектуре нейронной сети имеются особенности для отражения в модели железнодорожных сущностей и ограничений. Подобраны алгоритмы, уменьшающие отклонения выхода сети от ожидаемого и для соблюдения правил проследования поездов.

Дальнейшее исследование будет посвящено изучению влияния скорости обучения и коэффициента *G* на точность работы сети и условий её сходимости.

Литература

1. А.В.Игнатенков, А.М.Ольшанский О построении квазигопфилдовской искусственной нейронной сети для решения задач упорядочения процессов// В кн.: Перспективные информационные технологии (ПИТ-2015), том 2: труды Международной научно-технической конференции / под ред. С.А. Прохорова. - Самара, Издательство Самарского научного центра РАН, 2015. - 388 с., с.74-78 - ISBN 978-5-93424-735-7.

2. А.В.Игнатенков, А.М.Ольшанский. Применение искусственной нейронной сети для построения расписаний процессов на примере графика движения поездов.// Современные информационные технологии и ИТ-образование. Т.2 (№11). 2015. //М., изд-во ВМК МГУ, 2015, - 614 с., с.50-55.

А.В. Игнатенков, М.Г. Лысиков, А.М. Ольшанский, В.С. Дарадур

О РОЛИ ГРАНИЧНЫХ УСЛОВИЙ В ПРОЕКТИРОВАНИИ НОВОЙ ТЕХНОЛОГИИ ЭКСПЛУАТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

(ООО «Научно-технологический центр по эксплуатации железных дорог»,
Самарский государственный университет путей сообщения)

В настоящее время существует много подходов к интеллектуализации работы транспорта и железных дорог, среди которых – мультиагентные системы, генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и др. Все они пытаются решить задачу составления расписания работы полигона, узла, станции с определенными требованиями и критериями качества. Однако общим недостатком таких подходов является попытка учесть все факторы работы железных дорог как ограничения, не анализируя технологические причины появления каждого из ограничений.

В настоящей работе предлагается подход, основанный на автоматической выработке технологии работы станции, на основе которой в дальнейшем будет построен суточный план-график работы этой станции. Суточный план-график –



это расписание занятия путевого развития станции (путей, стрелок, парков, горловин) различными работами и операциями с подвижным составом (вагонами, локомотивами) и поездами (прибытие, отправление, проследование).

В общем случае каждая станция включает парк прибытия, парк отправления, сортировочный парк, вытяжные и ходовые пути, сортировочное устройство (горка, полугорка, вытяжка), соединительные пути и др.[2]. В данной работе авторы не привязываются к конкретной конфигурации станций.

В технологии работы станции наблюдаются определённые диспропорции, вызванные тем, что каждый из участвующих в её работе блоков направлен на локальную цель. Так, работа сортировочных подсистем станции направлена на эффективное составообразование, работа станции направлена на максимальный выпуск поездов на соседние участки, работа локомотивных диспетчеров и ЦУТР в той или иной степени оптимизирует использование локомотивов и бригад, местная работа на станции увязывает зарождение вагонов с объемами поступающего на сеть груза. Таким образом, каждое звено полигонной технологии «работает» на цель владельца этого звена. В итоге единая полигонная технология, результатом которой был бы прием поезда на входе полигона, выполнение последовательности операций на самом полигоне (на участках и станциях), фактически существует только на бумаге.

Между тем, такая технология и составляет в совокупности процессный подход. Для представления нового подхода рассмотрим некоторый полигон сети, представленный на рис.1



Рис.1 – Пример полигона сети

Жирными линиями выделены станции и перегоны, входящие в состав рассматриваемого полигона, тонкие линии – перегоны, примыкающие к полигону, называемые условно левым и правым подходом.

Полигон состоит из цепи «станция – участок – станция – участок...- станция».

Как станция, так и участок характеризуются нормативными данными, к которым можно отнести: топологию, времена хода, профиль, оснащённость системами СЦБ с возможностью съёма информации с них, типом обращающихся локомотивов, данными об обкатке бригад и др.

Каждая станция обрабатывает следующие объекты:

- 1.Поезда
- 2.Вагоны в поездах и вагоны зарождающиеся на станции
- 3.Отправки (т.е. группы вагонов, оформленные по одному перевозочному документу)
- 4.Локомотивы
- 5.Локомотивные бригады



Здесь перечислены все объекты, содержащиеся в соответствующих моделях действующей на сети железных дорог автоматизированной системы организации и управления перевозками (АСОУП).

Следовательно, с учетом подхода к построению новой технологии работы участка и станции, основанной на автоматическом выборе рациональных технологических схем обработки поездов и вагонов на станциях и пропуска поездов на участке, изложенной ранее, существует возможность создать некоторый прообраз технологии работы полигона как объединение рациональных технологических схем.

Символически обозначим данную технологию как F , а множество поездов, обрабатываемых на полигоне по технологии F , обозначим как X . Тогда пропуск пакета поездов по указанному полигону можем символически записать как $F(X)$.

Однако технология, пусть даже оптимальная или, слабее, рациональная, есть некоторый абстрактный документ, применяемый к объектам классов. Это – бизнес-модель, применение которой может дать последствия, несколько отличающиеся для различных сценариев.

Так, при поступлении пакета поездов X в зависимости от свойств X режим работы участка можно выразить как $F(X)+C_1$, $F(X)+C_2$ или $F(X)+C_n$, где C_i – некоторая дополнительная величина, зависящая от параметров поступающего пакета X .

Методом классических аналогий заметим, что наша технология в применении к поездам, т.е. $F(X)$, выступает в виде общего решения эволюции поездной обстановки на полигоне, а конкретные зависимости вида $F(X)+C_i$ – есть частные решения (проявления) той или иной технологии для конкретного потока.

Из теории автоматического управления системами с распределенными параметрами следует, что частное решение ищется на основании общего решения и добавления краевых условий, выражающих значения искомого уравнения в заданные моменты времени для той или иной точки системы.

Рассмотрим, что же представляют собой краевые условия в нашем случае для полигона. В качестве левого и правого граничного условия для рассматриваемого полигона могут выступать прогнозные времена прибытия конкретных поездов на вход полигона (левое условие), а в качестве правого условия могут выступать, в зависимости от ситуации, либо прогнозная динамика выгрузочных ресурсов (кораблей, сухопутных логистических терминалов и пр.), либо прогноз уровня пропускной способности (по часам) принимающего полигона.

В случае если у нас на сети идет работа по двум полигонам, сливающимся в третий, то для третьего полигона левые граничные условия – это прогноз прибытия поездов на точку соединения двух полигонов.

Этот прогноз может быть выполнен с применением искусственных нейронных сетей, отслеживающих продвижение отправившихся поездов на глубинную упреждения T . Первый прототип модуля, прогнозирующего прибытие поездов, был разработан для модельной станции Ярославль-Главный на одном из трехслойных перцептронов[1].



Спрогнозированный режим прибытия поездов поступает на вход системы моделирования технологии работы станций и полигонов.

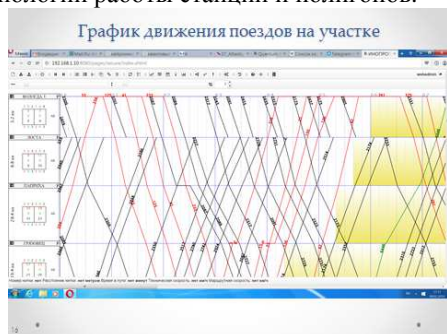


Рис.2 - Общий вид графика движения поездов

Данный график показывает, что, согласно модулю прогноза прибытия, ожидается режим проследования поездов на участке.

С помощью разработанного прототипа возможно конкретизировать режим работы станции, расположенной на выбранном полигоне. Для этого необходимо загрузить актуальное путевое развитие (в итоговой версии системы вся нормативно-справочная информация будет подгружаться из соответствующих справочных и информационных систем):

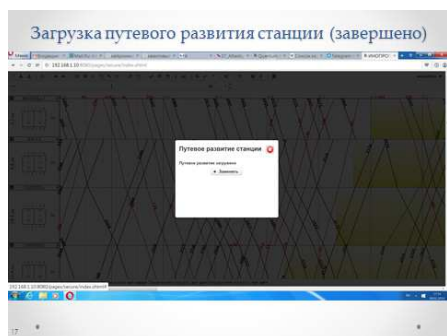


Рис.3 – Загрузка путевого развития станции

Система, используя машинное обучение на основе истории того, как по выбранной станции пропускались поезда данных типов с вагонами с различными признаками, автоматически предлагает технологию рациональной работы станции:

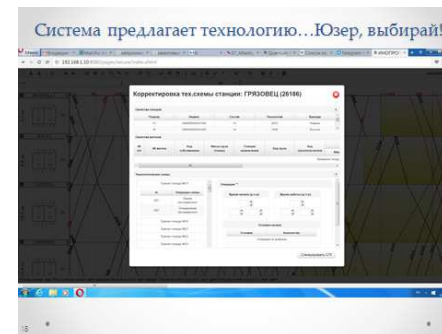


Рис.4 – Страница выбора опций суточного плана-графика

Пользователь имеет возможность вручную скорректировать предлагаемые системой технологические схемы.

Система переходит к генерации суточного плана-графика работы станции:

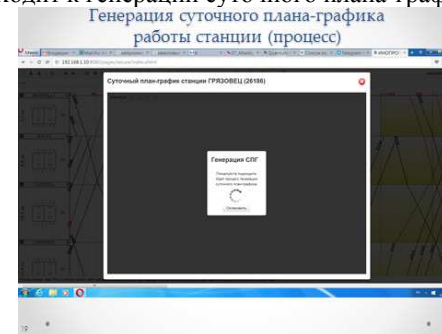


Рис.5 – Процесс генерации

Этот график может быть создан:

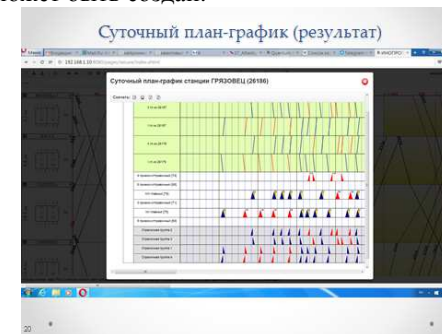


Рис.6 – Сгенерированный план-график и конвертирован в любой удобный формат:

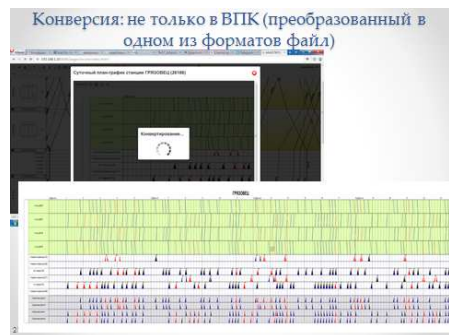


Рис.7 – Конверсия суточного-плана-графика

Таким образом, разработанный прототип системы позволяет реализовать описанную идеологию краевых условий, и формирует для систем верхнего уровня (планировщики, системы прогноза, справочные системы и пр.) рациональные технологические режимы работы участков, станций и имеет возможность полного сквозного моделирования работы заданного полигона в условиях прибывающих поездов за выбранный период времени и с учетом эксплуатационной обстановки на правом конце полигона. Развитие данного прототипа будет происходить в направлении добавления новых объектов (отправок, локомотивов, бригад).

Сделаем несколько замечаний о показателях качества предлагаемых решений с учетом общепризнанных положений по обработке статистики экспериментов[3].

Пусть существует некоторая ошибка в работе по каждой из моделей, рассматриваемых в предлагаемой системе, эта ошибка формируется соответствующими нейронными сетями, каждая из которых даст прогноз для каждой из моделей.

Фактическая разница реального прибытия потока и спрогнозированного нейронной сетью на входе будет давать нам ошибку прямого измерения. Прохождение материальных и информационных потоков на каждом из этапов будет добавлять к входной ошибке некоторую величину.

В случае, если предложенные системой технологические цепочки будут реализованы исполнителем в полном соответствии с рекомендациями, то ошибка на выходе из полигона будет как минимум не меньше входной ошибки.

В случае, если пользователем будет поставлена задача снижения этой ошибки по сравнению с входной, это потребует постановки многошаговой дискретно-непрерывной задачи оптимального управления со сложным функционалом. Вопрос формулировки такой задачи, поиска решения и организационного обеспечения найденного управления (дополнительные ресурсы, новые операции в технологических цепочках, смена режимов работы и т.п.) является вопросом для самостоятельного исследования.



Литература

- 1.Лысыков М.Г., Ольшанский А.М. О некоторых подходах к прогнозированию прибытия поездов на сортировочные станции.//Вестник транспорта Поволжья. 2014. №4(46). – Самара, РИО СамГУПС, 2014, с.74-81.
- 2.Управление эксплуатационной работой и качеством перевозок на железнодорожном транспорте. Под. ред. П.С.Грунтова. – М.:Транспорт, 1994. – 543 с., с.39-45. – ISBN 5-277-01418-7.
- 3.Вентцель Е.С. Теория вероятностей: учеб. для ВУЗов. – 5-е изд. стер. – М.: Высш.шк., 1998. – 576 с. – ISBN 5-06-003522-0.

А.В. Игнатенков

ФИЛОСОФСКИЕ АСПЕКТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СИСТЕМ

(ООО «Научно-технологический центр по эксплуатации железных дорог»,
Самарский государственный университет путей сообщения)

Современный мир – мир сложных систем, отличающихся многокомпонентным составом, наличием сложной внутренней структуры, явлениями самоорганизации и саморазвития. Таким системам свойственно контрэнтуитивное поведение, наличие внутренних целей, находящихся в некотором противоречии с общей системной целью, что требует разработки новых подходов к их исследованию.

По мнению автора, исследователю, занимающемуся разработкой и моделированием интеллектуальных систем в целом и искусственного интеллекта (далее – ИИ) в частности, необходимо знать основные философские воззрения, связанные с ними, осмыслить место таких систем в мире, сформировать личное целостное отношение к этим понятиям.

Целью данной статьи является проанализировать некоторые философские аспекты, связанные с моделированием именно интеллектуальных нейросетевых систем.

Одним из подходов к моделированию таких объектов можно назвать подход моделирования поведения и управления поведением сложных систем с помощью искусственного интеллекта.

Исследования о сути ИИ содержатся в трудах Р.Декарта, А.Тьюринга, Р.Пенроуза, Д.Маккарти, Д.Сёрла.

Изучив основные существующие определения ИИ [4,5,6], автор определяет искусственный интеллект как средство решения задач моделирования тех видов деятельности, которые традиционно присущи человеку, а также ориентированное на понимание и оценку того, что является человеческим интеллектом и разумом.

ИИ лежит на стыке наук физики, математики, химии, биологии, информатики, компьютерных наук (computer science). Он является новым постнеклас-