

УДК 681.3.06

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ МАРШРУТИЗАЦИЯ В МЕХАНИЧЕСКИХ ТРАНСПОРТНЫХ СИСТЕМАХ

С.Л. Беляков¹, Д.С. Кияшко², А.И. Лашченкова³

¹доктор технических наук, профессор кафедры информационно-аналитических систем безопасности, Южный федеральный университет, г. Таганрог, Россия, e-mail: beliacov@yandex.ru

²аспирант, Южный федеральный университет, г. Таганрог, Россия, e-mail: KD@yandex.ru

³магистрант, Южный федеральный университет, г. Таганрог, Россия, e-mail: A.Lashchenkova@gmail.com

Аннотация. В работе исследуется адаптация грузопотока к возникновению локальных перегрузок в механической транспортной системе. Механизм адаптации базируется на построении стратегии маршрутизации, которая снижает поток в сегменты сети с прогнозируемой перегрузкой. Прогноз строится на основе опыта наблюдения поведения степени загрузки системы. Предлагается модифицированный вариант прецедентного анализа, использующий концепцию образного представления ситуаций. Предлагается модификация алгоритма динамического построения маршрутных таблиц.

Ключевые слова: механическая транспортная система, маршрутизация, интеллектуальное управление, адаптация.

INTELLENT ROUTING IN MECHANICAL TRANSPORT SYSTEMS

Stanislav Belyakov¹, Dmitry Kiyashko², Anna Laschenkova³

¹Ph.D., Professor of Information and Analytical Systems Security Department, Southern Federal University, Taganrog, Russia, e-mail: beliacov@yandex.ru

²postgraduate students, Southern Federal University, Taganrog, Russia, e-mail: KD@yandex.ru

³graduate students, Southern Federal University, Taganrog, Russia, e-mail: A.Lashchenkova@gmail.com

Abstract. In work the adaptation of a cargo traffic to occurrence of local overloads in a mechanical transport system is investigated. The adaptation mechanism is based on building a routing strategy that reduces the flow to network segments with predicted overload. The forecast is based on the experience of observing the behavior of the degree of load of the system. A modified version of the case-reasoning analysis is proposed, using the concept of a figurative representation of situations. The modification of the algorithm for the dynamic construction of routing tables is proposed.

Keywords: mechanical transport system, routing, intelligent control, adaptation.

Введение. Механические транспортные системы (МТС) представляют собой класс транспортных систем, использующих конвейеры для перемещения груза. Конвейеры образуют сеть, в узлах которой находятся переключатели направления движения. Переключатель представляет собой механическое устройство, которое направляет единицу груза с выхода одного конвейера на один из входов примыкающих к нему конвейеров. Примером подобных систем являются МТС доставки багажа в аэропортах. Общее число конвейеров и переключателей в рассматриваемых системах может быть достаточно велико, что предполагает несколько вариантов транспортировки каждой единицы груза.

Возникновение перегрузок – одна из серьезных проблем эксплуатации МТС. Падение пропускной способности отдельного конвейера либо подсети конвейеров приводит к затору («пробке»), провоцирующему аварийную ситуацию. Снижение пропускной способности обусловлено как свойствами транспортирующих механизмов, так и свойствами груза. Сбои и отказы оборудования, недопустимый вес, габариты и упаковка груза сложным образом влияют на поведение грузопотока, делают затруднительным аналитическое прогнозирование. В этой связи особый интерес вызывают адаптивные механизмы, позволяющие получить требуемое качество транспортировки при изменении условий функционирования МТС.

Цель работы. В данной работе исследуется подход к адаптации, основанный на использовании гибридного интеллекта [1]. Гибридный интеллект в данном случае сочетает знания оператора-эксперта, изучающего и оценивающего поведение МТС, с программно реализованной процедурой маршрутизации. Адаптация реализуется за счет корректировки стратегии маршрутизации на основе опыта эксперта.

Материал и результаты исследований. Задачу управления грузопотоком при наличии риска возникновения заторов можно сформулировать следующим образом:

$$\begin{cases} \sum_i l_i + w_{f_i}(t) \rightarrow \min, \\ t < t^*, \\ f_i \subseteq F, \end{cases} \quad (1)$$

здесь l_i – стоимость транспортировки отдельно взятой единицы груза, $w_{f_i}(t)$ – потенциальные затраты на устранение затора, F – множество возможных дефектов, приводящих к заторам, $f_i \subseteq F$ – подмножество дефектов, возникающих при транспортировке единицы груза, – граница временного интервала транспортировки t^* . Приведенные соотношения отражают главные особенности задачи, определяющие поиск решения:

- темпоральный характер зависимости затрат на транспортировку;
- наличие временной границы для функции затрат;
- необходимость иметь информацию о возможных дефектах на временном интервале транспортировки.

Маршрутизация является одним из механизмов защиты транспортной сети от перегрузок. Перенаправление грузопотока из перегруженных подсетей в менее загруженные является очевидным способом избежать заторов груза. Возможность адаптироваться к перегрузкам за счет маршрутизации имеется в сетях, обладающих резервом пропускной способности. Чтобы реализовать эту возможность, процедура определения маршрута транспортировки должна учитывать состояние среды транспортировки.

Методы маршрутизации, применяемые в транспортных сетях, можно разделить на методы фиксированной и динамической маршрутизации [1,4]. Фиксированная маршрутизация использует не изменяющиеся таблицы маршрутов. Эти таблицы загружаются централизованно в память контроллеров МТС. Динамическая маршрутизация предполагает, что контроллеры самостоятельно настраивают таблицы маршрутов при изменении состояния среды транспортировки. В обоих случаях условная «стоимость» транспортировки по отдельному участку сети является параметром, по которому определяются наилучшие пути. Эффективность маршрутизации определяется тем, насколько адекватны «стоимости» текущему состоянию оборудования и грузопотока. Оба варианта по-своему реализуют механизм адаптации:

- фиксированная маршрутизация строится на долгосрочном прогнозе состояния сети. Установленные маршруты не изменяются в течение длительного времени;

- динамическая маршрутизация не использует прогнозирования, подстраиваясь под наблюдаемое состояние сети.

Неопределенность, изменчивость условий транспортировки заставляет использовать модели адаптивной маршрутизации, ориентированные на знания. В этом направлении предлагались различные подходы, определяемые источником и формой представления знаний [5-10]. Однако особенности функционирования МТС не дают возможность непосредственно применить полученные результаты.

Рассмотрим следующую схему адаптации к перегрузкам. Состояние грузопотока в МТС оценивает эксперт. Свои наблюдения и выводы он фиксирует в базе знаний. На основе этих знаний строится прогноз загруженности МТС и стратегия маршрутизации. В соответствии со стратегией контроллеры корректируют свои маршрутные таблицы на временном интервале прогноза.

Адаптация, таким образом, реализуется двумя последовательными процедурами: интеллектуальным прогнозированием загруженности сети и динамической маршрутизацией в соответствии с прогнозом.

В качестве системы интеллектуального наблюдения рассмотрим эксперта, способного описать результаты своего наблюдения в виде знаний. Знания отражают характер изменения грузопотока сети на различных временных интервалах работы. Такое представление вполне уместно, например, для МТС крупного аэропорта. Операторы способны указать, насколько точно соблюдается расписание появления партий багажа в аэропорту, каков ориентировочный объем партий, свойства единиц груза (габариты, вид упаковки, форма, вес), возможные точки возникновения заторов потока, области перегрузки.

Будем считать, что эксперт, наблюдающий за работающей МТС, способен выполнять следующее:

- оценивать загруженность отдельных участков сети соответственно принятой шкале и указывать границы таких подсетей на схеме сети;
- фиксировать временные интервалы наблюдения. Любая оценка загруженности подсети, таким образом, получает временную привязку;
- обобщать собственные наблюдения и прогнозировать поведение МТС. По отдельным фактам наблюдения изменения загруженности эксперт указывает подсети и их загруженность в будущем. Обобщение, таким образом, имеет пространственную, временную и семантическую привязку.

Знание эксперта представляется последовательностью $s_k (k = \overline{1, |S|})$ образов ситуаций, каждый из которых имеет структуру $s_k = \langle N_k, v_k, \Delta t_k \rangle$, где N_k - подсеть МТС, v_k - экспертная оценка загруженности подсети, Δt_k - прогнозируемый интервал времени стабильности уровня загруженности подсети. Образный ряд $s_k (k = \overline{1, |S|})$ является формой представления опыта эксперта, решающего задачу повышения эффективности МТС.

Прецедентный анализ относится к одному из наиболее распространенных механизмов принятия решений на основе опыта [1]. Рассмотрим особенность его применения к решению задачи (1) – нахождению участков МТС, подверженных перегрузке на интервале времени $[t, t + t^*]$. Визуально прогноз представляется последовательностью схем МТС с указанием стоимостей транспортировки по отдельным сегментам. Формально решением является описание $w_{f_i}(t)$ на интервале $[t, t + t^*]$.

Традиционно прецедентный анализ предусматривает сравнение ситуаций $S_i(A)$ в пространстве признаков A [1]. Близость ситуаций оценивается принятой метрикой

$$D(S_a, S_b) = \|S_a(A) - S_b(A)\| \quad (2)$$

Далее предполагают, что в близких ситуациях применимы похожие решения и соответственным образом конструируют новое решение. Подобный механизм обладает недостатком: наблюдаемые ситуации фиксируются как точки признакового пространства A , а достоверность оценки их близости определяется исключительно логикой реализации метрики (2). В системах гибридного интеллекта имеется возможность повышать достоверность оценки близости ситуаций за счет расширения опытных знаний. Ситуации представляются не точками, а областями признакового пространства A [11]. Проиллюстрируем это на примере (рис. 1). Пусть ситуации S_a, S_b, S_c имеют временную привязку (рис. 1а). Очевидно, что по расстоянию на временной оси ситуации (S_b, S_c) более близки, чем (S_a, S_b) . Однако, предположим, что эксперт описал возможные отклонения временной привязки, которые возможны в реальности и при этом не меняют сути ситуаций. Этим отклонениям соответствуют области, показанные на рис. 1б. Близость ситуаций в таком случае отображается как степень перекрытия областей. Можно видеть, что (S_a, S_b) при таком подходе более близки, чем (S_b, S_c) . Достоверность оценки близости повышается благодаря активности эксперта и расширению знаний о каждой ситуации.

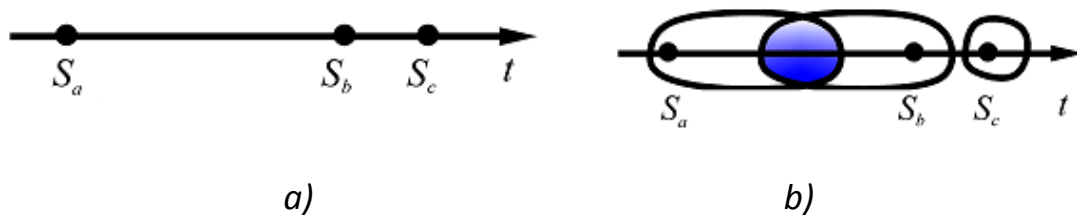


Рисунок 1 – Иллюстрация сравнения близости ситуаций

Таким образом, представляется целесообразным хранить знания в виде образов ситуаций $I(S_i(A))$. Образ ситуации включает в себя все допустимые преобразования конкретной ситуации, не меняющей ее сути:

$$I(S_i(A)) = \{f_1, f_2, \dots, f_L\}.$$

Содержательно понятие «суть» ситуации относится к сфере интуитивного мышления эксперта. Воспроизведение интуитивного мышления техническими системами, как известно [1], связано с серьезными трудностями. Тем не менее, не формализуя понятия сути ситуации, можно получать обобщенное смысловое знание о ситуации. Обращает на себя внимание то, что каждое преобразование ситуации

$$f_n(S_i(A)) = S_i^{(n)}$$

содержит в себе обобщение, сформулированное экспертом, но не логикой экспертной системы. На формальном уровне образное представление расширяет знания о ситуации:

$$S_i \subset \bigcup_n S_i^{(n)}.$$

Метрика близости ситуаций в таком случае принимает вид

$$D(S_a, S_b) = \| I(S_a(A)) - I(S_b(A)) \|.$$

С практической точки зрения, преобразования f_n должны быть визуализируемым (понятными эксперту) областями в признаковых пространствах. В этом случае мерой близости ситуаций является площадь пересечения областей, т.е.

$$D(S_a, S_b) = \sum_n k_{f_n} | f_n(S_a) \cap f_n(S_b) |,$$

где k_{f_n} - коэффициент значимости преобразования ситуации.

С учетом описанной концепции образного представления прецедентный анализ приобретает следующие особенности:

- проблемная ситуация задается набором возможных преобразований, т.е. представляется образно. Такой процесс сложнее констатации фактов, но открывает путь к более достоверным оценкам ситуаций и решениям;
- логический вывод в базе знаний предусматривает получение заключения о близости образа проблемной ситуации и ситуаций из предыдущего опыта;
- на основе одного или нескольких отобранных образов строится множество дефектов и функция затрат $w_{f_i}(t)$ в границах прогноза $[t, t + t^*]$. Полученные данные задают стратегию маршрутизации в МТС.

Для реализации стратегии маршрутизации должны быть построены маршрутные таблицы каждого из узлов сети. Поскольку стоимости транспортировки по сегментам сети изменяются с течением времени, непосредственное применение алгоритма Форда-Уршалла [1] невозможно. Рассмотрим модификацию данного алгоритма на случай дискретного представления времени.

Пусть временной период прогноза представлен в единицах времени

$$\Delta t = \min_{i,j} t_{ij},$$

где t_{ij} - время транспортировки единицы груза из узла i в узел j . Тогда каждый узел получает дискретную последовательность стоимости транспортировки в моменты времени $0, \Delta t, 2\Delta t, \dots, H\Delta t$. Если m_q - число выходных конвейеров узла с номером q , то

$$w_{qm}(t) = \{w_{qm}^{(i)}\}, m = \overline{1, m_q}, i = \overline{1, H}.$$

Обозначим через $d_{qm}, m = \overline{1, m_q}$ время транспортировки груза из узла с номером q в узел с номером m в долях Δt . Тогда стоимость транспортировки из узла q в узел u через узел p будет вычисляться как

$$w_{qu}^{(i)} = w_{qp}^{(i)} + w_{pu}^{(i+d_{qp})},$$

что позволяет учитывать достижимость узлов за заданное время транспортировки.

Для учета времени достижимости узлов элементы векторов $w_{qm}^{(i)}$ с индексами $0 < i < d_{qp}$ следует помечать специальным образом и анализировать при сравнении маршрутов. Сравнение приобретает специфику. Причина в том, что всякий маршрут характеризуется парой (T, W) , где T – время прохождения маршрута, W – его стоимость. Принцип выявления кратчайшего маршрута должен конкретизироваться в реализации.

Эффективность адаптации определяется снижением стоимости транспортировки соответственно постановке задачи (1). При отсутствии адаптации к меняющейся загрузке сети растет потенциальный ущерб от возникновения заторов. В наихудшем случае эта величина на интервале времени T составит

$$W_{\max} = \frac{T}{t^*} \sum f_i w_{f_i},$$

где t^* – усредненный интервал транспортировки партии груза через МТС. При наличии адаптации из всех возможных маршрутов выбирается наилучший. Вероятность такого события

$$P = \frac{N_0}{N_{\Sigma}}.$$

Здесь N_{Σ} – общее число маршрутов, N_0 – число маршрутов с отсутствием потерь на ликвидацию заторов. Средний ущерб в таком случае

$$\overline{W} = (1 - P)W_{\max}.$$

Приведенные соотношения позволяют сделать следующие выводы:

- 1) выигрыш от применения адаптивного механизма растет для МТС, эксплуатирующихся в условиях возможного появления большого числа дефектов $f_i \subseteq F$ на интервале транспортировки партии груза. Слабая предсказуемость возникновения перегрузки увеличивает риск (ущерб) на продолжительных интервалах эксплуатации;
- 2) для слабо разветвленных МТС $P \rightarrow 1$, что может сделать эффект адаптации незначительным. Существование «обходных» маршрутов является важным фактором, определяющим эффект адаптации. Заметим, что тот

же смысл имеет насыщенность потоков в МТС. Если сеть работает в режиме максимальной загрузки, эффективность динамической маршрутизации падает.

Выводы. Предложенный в работе механизм адаптации применим для любых механических систем, работающих в масштабе времени эксперта-наблюдателя. Если система управления обладает средствами накопления опыта наблюдения и разрешения аномальных ситуаций, возникает возможность создания контура адаптации, который использует гибридный интеллект. Специфическим средством управления в МТС является маршрутизация. Рассмотренный в работе темпоральный случай зависимости стоимости транспортировки по сети обобщает известный алгоритм динамической маршрутизации. Применение описанного способа адаптации даст наибольший эффект для МТС, эксплуатирующихся в нестабильных условиях при существенных изменениях интенсивности грузопотока.

Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ 17-01-00119.

ЛИТЕРАТУРА

1. Luger G.F. Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving.-Addison Wesley. – 2004.
2. Belyakov S. Routing in the mechanical transport systems on the basis of knowledge / S. Belyakov, A. Bozhenyuk, I. Rozenberg // 14th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics CINTI 2013, Budapest, Hungary, November 19-21, 2013. – P.159-262.
3. Cormen T. H., Leiserson, C E., Rivest, R. L., Stein C. Introduction to Algorithms. – 3rd. — MIT Press.- 2009.
4. Bozhenyuk A. Intelligent Control of Traffic Flows for Sustainable Transportation Networks / A. Bozhenyuk, S. Belyakov, E. Gerasimenko , M. Savelyeva // Intelligence Systems in Environmental Management: Theory and Applications. – Chapter 19. – Volume 113. – 2017. – P. – 439-466.
6. Bode C., Irnich S. In-depth analysis of pricing problem relaxations for the capacitated arc-routing problem / Technical Report LM-2013-02. URL: <http://logistik.bwl.uni-mainz.de/158.php> (дата обращения: 17.05.2014).
7. Беляков С.Л. Адаптивная к изменению структуры базы данных визуализация пространственных данных / С.Л. Беляков, М.Л. Белякова, М.Н. Савельева // Приборы и системы, управление, контроль, диагностика. – 2016. – № 1. – С. 25-32.
8. Беляков С.Л. Прецедентный анализ образов в интеллектуальных геоинформационных системах/ С.Л. Беляков, М.Л. Белякова, М.Н. Савельева // Информационные технологии. – 2001. – №7. – С. 22 – 25.