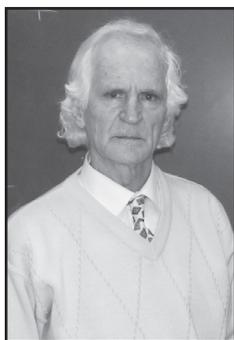




Алгоритмическое обеспечение системы диагностики: от байесовских правил до аналитических сетей



Рафаэль САРКИСЯН
Rafael E. SARKISYAN

Станислав СТАДНИЧЕНКО
Stanislav Yu. STADNICHENKO



Александра МАСАЛИДА
Alexandra V. MASALIDA

*Саркисян Рафаэль Еремович – доктор технических наук, профессор Московского государственного университета путей сообщения (МИИТ).
Стадниченко Станислав Юрьевич – аспирант МИИТ.
Масалида Александра Валерьевна – специалист по сертификации ООО «Сименс» (Москва).*

Возможность широкого применения математических методов для диагностики и управления электропоездом.

Выдвинуто предположение, что теория вероятностей является способом обработки гипотез о влияниях в условиях неопределенности, и следовательно, в дальнейшем ее методы и вычисления могут быть реализованы в методе автоматизированных сетей.

Рассматривается частная задача диагностики, которая имеет отношение к прогнозированию, – оценка не только реального состояния системы в целом, но и ее ресурса.

Сбор статистических результатов наблюдения позволит создать модельный прототип, который поможет методологически точно производить диагностику объектов, учитывая всевозможные связи между событиями, выявлять существующие риски и ресурсы.

Ключевые слова: транспорт, байесовские правила, аналитическая сеть, интеллектуальный мониторинг, диагностика, алгоритмическое обеспечение, функция потерь, надежность, безопасность, электропоезд.

Диагностика относится к числу ключевых системных задач, так как именно с ее помощью формируется точная, достоверная и своевременная информация о состоянии управляемого объекта, прогнозируется дальнейший ход развития событий, в том числе и относительно уровня системных ресурсов, принимаются решения и на их основе осуществляются меры, соответствующие целям управления.

Особую ценность представляют диагностические задачи для автоматизированных систем, которые обеспечивают управление движущимся составом в реальном масштабе времени, а также используются в стационарных условиях в ходе технического обслуживания, замены оборудования и компонентов, планирования и проведения ремонтных работ.

Как показывает накопленный в стране и за рубежом опыт, современные информационные и интеллектуальные технологии позволяют совместить задачи диагно-

стики, прогнозирования и управления в рамках единой системы поддержки принятия решений (СППР) (класс систем *DSS – Decision Sprout Systems*). При такой поддержке, если она обоснована методологически, можно обеспечить более эффективное использование информационного потенциала и знаний для анализа и оценки объекта ситуации.

ФАКТОРЫ И ОЖИДАЕМЫЙ ЭФФЕКТ

Следует отметить, что проблема диагностики на железнодорожном транспорте относится к числу малоисследованных в стране, однако в сложившихся условиях она весьма актуальна для обеспечения надежного и безопасного функционирования как высокоскоростных, так и обычных транспортных средств. Известно, что техническое состояние локомотива и его базовые характеристики в процессе эксплуатации изменяются под действием различных факторов – внешних и внутренних. Вследствие чего происходит естественный износ деталей и механизмов, нарушаются их регулировки, возникают разнообразные неисправности, а в электрических цепях и аппаратуре ухудшаются электрические и механические свойства изоляции.

Понятно, что системный ресурс надежности и безопасности, заложенный в конструкции локомотива при проектировании и постройке, постепенно расходуется, и с определённого момента могут начаться отказы техники, различных ее компонентов на линии, а это в свою очередь станет причиной аварий, нарушений графиков движения, перерасхода топлива или электроэнергии и т. д. [1]. Важнейшими задачами системы технической диагностики поэтому всегда были предупреждение перечисленных явлений, способность обнаружить и идентифицировать разного рода отклонения и дефекты.

В ходе совершенствования и развития сложных технических систем и объектов учеными и специалистами разрабатывались принципы, методы и структуры технического обслуживания и ремонта, способы оценки остаточного ресурса отдельных компонентов объекта управления. Использование различных типов блочных моделей и программ в математическом обеспечении автоматизированных систем

позволяет достичь приемлемого уровня диагностики и сохранения условий для надежного и бесперебойного движения транспорта.

На железных дорогах страны успешно функционируют автоматизированные системы управления поездами – например, система автоведения пассажирских поездов (САВП). Программно-аппаратные средства этой системы производят в реальном масштабе времени сбор и обработку данных, формируют информацию для анализа технического обслуживания в стационарных условиях. Постоянный контроль осуществляется на основе сведений о состоянии всех органов управления, показателях давления на магистралях, токов в цепях электропитания и т. д. Неотъемлемую часть САВП составляет подсистема диагностирования, обрабатывающая большое количество сигналов из цепей управления локомотива. Более продвинутыми, на наш взгляд, являются при этом программные средства и системы диагностики, которые предусмотрены для высокоскоростных транспортных средств.

Как уже отмечалось, эффективное выполнение функций диагностики невозможно без применения современных информационных и интеллектуальных технологий, в частности экспертных систем, основанных на знаниях. Подобные технологии предполагают проведение широкого анализа и учета таких характеристик, возникающих при наличии неструктурированных и плохо формализуемых задач, как [2]:

- невозможность получения полной и объективной информации для принятия адекватных решений и обусловленная этим обстоятельством необходимость привлечения неформальной (субъективной, эвристической) информации;
- наличие неопределенности в исходных данных, а также присутствие неоднозначности в ходе поиска решения;
- необходимость обоснования искомых решений проблемы в условиях жестких временных ограничений, которые определяются ходом контролируемых и управляемых процессов;
- потребность в корректировке и введении дополнительной информации в процесс поиска решений, интерактивный





(диалоговый, человек-машинный) характер логического вывода решений.

Присутствие этих факторов заставляет отказаться от традиционных методов обработки данных с целью извлечения информации и знаний для построения систем диагностики, прогнозирования, принятия решений и управления. Многообещающими здесь являются байесовские процедуры и правила, а также математические формализмы и модели, которые позволяют учитывать внутренние связи между обрабатываемыми данными и объектами. Весьма эффективным средством служат и их модификации, использующие вероятности [4].

Дальнейшее развитие этих направлений связано с предположением о том, что вероятностный аппарат способствует обработке гипотез о влияниях в условиях неопределенности, и следовательно, ее методы и вычисления могут быть реализованы в формализации, получившей название *аналитических сетей* [5, 6]. Ожидаемый выигрыш обусловлен тем, что при небольшом количестве наблюдаемых признаков число экспериментов, необходимых для получения адекватных статистических данных, может оказаться слишком большим, поэтому в диагностику включаются обобщенные модели, которые включают как статистические данные, так и экспертные суждения. Самостоятельный интерес представляет также возможность применения байесовского подхода и концепции аналитических сетей для корректировки исходных априорных сведений и предположений (гипотез) на последующих этапах управления.

БАЙЕСОВСКОЕ ПРАВИЛО ДИАГНОСТИКИ

По-видимому, байесовские правила и процедуры диагностики относятся к числу наиболее ранних аналитических схем по созданию интеллектуальных систем [4]. При наличии априорной информации о состояниях наблюдаемого объекта и условных вероятностей признаков, которые соответствуют этим состояниям, можно путем обработки результатов наблюдений (измерений, экспериментов) установить апостериорные вероятности состояний и по ним строить заключения о реаль-

ном объекте, тенденциях его развития, уровне ресурсов, мерах целесообразного воздействия на него. Важная особенность байесовских правил решения заключается также в том, что они обеспечивают парадигму обновления диагностической информации, представленной в вероятностной форме. Строя адаптивную процедуру последовательного (целесообразного) обновления информации, можно достичь приемлемого уровня точности и достоверности оценок о состоянии объекта и тем самым повысить эффективность управления.

Рассматривая задачу диагностики с точки зрения выбора одного из возможных объяснений на основе имеющихся данных, естественно предположить, что существует некое множество состояний, причем взаимно исключающих классов. Каждое наблюдение за объектом диагностики можно интерпретировать как некоторый эксперимент, дающий реальную информацию о текущем его состоянии.

Наша цель — получить оценку *апостериорной вероятности* того, что наблюдение свидетельствует в пользу состояния.

Заметим, что байесовское правило оценки апостериорных вероятностей с помощью априорных и условных вероятностей применяется как в последовательных, так и параллельных процедурах диагностики. Параллельная процедура удобна тем, что позволяет прогнозировать состояние объекта уже на основе определенного набора данных, причем это можно делать посредством решающего правила, основанного на оптимизации вероятностей.

Для подобной цели примем, что контролируемый объект исчерпывающе характеризуется набором параметров, составляющих вектор описания. Совокупность всевозможных значений вектора образует пространство описания объекта. Логично думать, что каждому состоянию соответствует допустимая область значений, где находится параметр. Если области, а следовательно, и состояния установлены, то задача диагностики сводится к принятию решения в пользу определенного состояния всякий раз, когда описание параметров попадает в заданную область значений.

Предполагаем, что пространство описания объекта диагностики разбивается именно на такие подобласти, и это означает, что состояние объекта диагностируется в соответствии с той областью, в которую попадает описание x .

НА ОСНОВЕ ФУНКЦИИ ПОТЕРЬ

Описанное выше правило диагностики есть возможность существенно ее улучшить, используя более гибкую процедуру, учитывающую ожидаемые риски или потери, которые возникают в связи с ошибочной классификацией. Для этой цели введем в рассмотрение функцию $C(S_i / S_j)$, описывающую цену ошибочного решения в пользу состояния S_i , когда наблюдения говорят в пользу состояния S_j , $i, j = 1, \dots, m$. Тогда функцию средних потерь, связанных с отнесением описания x к классу S_i (области R_i), можно определить в виде

$$l(x \in R_i) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m P(x / S_j) P(S_j) C(S_i / S_j). \quad (1)$$

Разумно теперь принять решение в пользу состояния S_{i_0} (или области R_{i_0}), исходя из правила минимизации функции риска.

Границу между двумя соседними областями (R_i и R_j) можно задать. Дальнейшее совершенствование правил (6) и (8) связано с предположением, что D является подмножеством евклидова пространства E^n , а R_i – суть подмножества D . Пусть результаты измерений (наблюдений) носят вероятностный характер. Введем также обозначения: а) $f_j(E)$, $j = 1, \dots, m$, – функции плотности распределения вероятностей, соответствующие состояниям S_i в пространстве D ; б) q_j , $j = 1, \dots, m$, – вероятность того, что случайный вектор описания x принадлежит подмножеству R_j пространства D . Тогда для каждого состояния S_j можно определить вероятность того, что его описания принадлежат пространству R_j , то есть $x \in R_j$.

Поскольку R_j – это та часть пространства описания D , которую процедура диаг-

ностирования связывает с состоянием S_j , то можно оценить ожидаемую относительную частоту ошибочных решений, возникающих в связи с определением этой области.

Решающее правило, реализующее оптимальную диагностику для этого случая, записывается в виде

$$q_{j_0} f_{j_0}(x) \geq \max_j \{q_j f_j(x)\}. \quad (2)$$

Согласно правилу, описание x должно относиться к подмножеству R_{j_0} с наибольшей вероятностью, что эквивалентно решению в пользу состояния S_{j_0} . Если, как и раньше, определять через $C(R_j / R_i)$ величину штрафа за ошибочную диагностику, то функция средних потерь может быть представлена в виде

$$l(x \in R_j) = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^m q_i f_i(x) C(R_j / R_i). \quad (3)$$

Соответствующее решающее правило будет уже в евклидовом пространстве описаний.

МЕТОД АНАЛИТИЧЕСКИХ СЕТЕЙ

Как концепция и инструментарий для общей теории измерения влияния в иерархических структурах метод аналитических сетей (МАС) [5, 6] применяется при выводе *шкал отношений*, которые строятся с помощью абсолютных и относительных парных сравнений элементов иерархии путем декомпозиции, измерения предпочтений и синтеза приоритетов. Эти подходы, как и в общей теории измерения, хорошо известны в когнитивной психологии.

Структура задачи диагностики на основе идеи метода аналитических сетей изображена на рис. 1.

Корневой элемент иерархической сети: G характеризует цель, заключающуюся в нахождении причины (неисправности, аварии, сбоя и т. д.) с наибольшим приоритетом; компонент второго уровня D – это множество причин, которые могут быть взаимосвязаны между собой, а компонент нижнего уровня C – множество симптомов, соответствующих причинам из D . Восходящие и нисходящие связи компонентов D



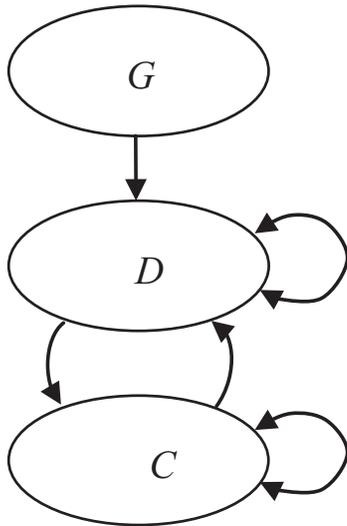


Рис. 1. Сетевая структура модели диагностики, учитывающей внутриуровневые и межуровневые связи: G – цель, D – множество причин, C – множество симптомов.

и C характеризуют наличие прямых и обратных связей между ними, а стрелки внутри уровней изображают возможные связи внутри элементов компонентов.

Целью анализа этой сетевой структуры является оценка приоритетов ее элементов с учетом межуровневых и внутриуровневых связей и влияний. Согласно общей теории МАС, такой анализ сводится к построению и обработке суперматрицы W_1 (с элементами обычных матриц), имеющей вид

$$W_1 = \begin{matrix} & \begin{matrix} G & D & C \end{matrix} \\ \begin{matrix} G \\ D \\ C \end{matrix} & \begin{vmatrix} 0 & 0 & 0 \\ W_{21} & \alpha_1 W_{22} & \beta_1 W_{23} \\ 0 & \alpha_2 W_{32} & \beta_2 W_{33} \end{vmatrix} \end{matrix} \quad (4)$$

Блоки W_{ij} суперматрицы W_1 интерпретируются следующим образом: каждый столбец матрицы W_{ij} представляет собой главный собственный вектор влияния элементов i -го компонента сети на элементы j -го компонента массива. В частности, матрица W_{21} есть вектор приоритетов элементов компонента D по отношению к цели G ; матрица W_{22} отражает взаимное влияние элементов компонента D ; матрицы W_{23} и W_{32} моделируют взаимное влияние элементов компонентов D и C , соответствующее нисходящей и восходящей (т. е.

обратной) связей, а матрица W_{33} содержит взаимодействие элементов компонента C .

Коэффициенты α_i и β_i , $i = 1, 2$, $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$, $\beta_1 + \beta_2 = 1$ также содержат информацию межкомпонентного и/или межуровневого взаимодействия: величина α_i характеризует вес (важность) компонента D относительно блока взаимодействия W_{32} , α_2 – взаимную важность элементов D ; аналогично этому β_1 демонстрирует важность блока W_{23} относительно компонента C , а β_2 – взаимная важность элементов C .

Благодаря этим оценкам столбцы массива W_1 становятся стохастическими, т. е. сумма элементов каждого столбца равна единице (матрица с таким свойством, как известно, называется стохастической). Таким образом, суперматрица W_1 учитывает явные воздействия между компонентами и их элементами, составляющими сетевую структуру. Под воздействием обычно подразумевается мера, в какой элементы нижележащих уровней удовлетворяют неявным требованиям элементов близлежащего верхнего уровня.

Порождаемый суперматрицей W_1 механизм выявления синергетического взаимодействия элементов сетевой структуры базируется на универсальной теории измерения, которая позволяет обрабатывать и объединять статистические данные и экспертные суждения [6]. Эффект синергетического взаимодействия в виде предельных приоритетов выявляется путем вычисления предельной суперматрицы

$$W^\infty = \lim_{k \rightarrow \infty} (W_1)^k \quad (5)$$

Известно, что для стохастической по столбцам матрицы W_1 предел W^∞ всегда существует. Различные частные случаи иерархической сети, изображенной на рис. 1, и ее суперматрицы W_1 можно получить, предположив, что определенные виды связей между компонентами D и C и их элементами отсутствуют или что ими можно пренебречь.

Например, в предположении, что обратная связь между компонентами D

и C отсутствует, в структуре W_1 блок W_{23} будет отсутствовать, и тогда $\beta_2 = 1$. Если пренебречь внутренним влиянием элементов компонентов сети D и C , в структуре W_1 будут отсутствовать блоки W_{22} и W_{33} , и надо положить $\alpha_2 = \beta_1 = 1$. Другими словами, модели анализа влияний, основанные на механизмах сетевых структур и суперматриц, обладают достаточной гибкостью и позволяют использовать как доступные и корректные статистические данные, так и знания экспертов, необходимые для формирования матриц взаимодействий W_{ij} . Их содержание устанавливается на основе экспертных знаний и суждений, которые учитывают парные сравнения элементов соответствующих компонентов причин и симптомов.

Так, элементы матрицы W_{21} вычисляются путем сравнения каждого элемента D со всеми остальными элементами, и в результате каждой паре (i, j) присваивается численное значение a_{ij} , которое, по мнению экспертов, отражает *вес* или *важность* i -го элемента относительно j -го элемента в достижении цели. При этом обычно задается вопрос, какой из элементов пары вносит больший вклад в достижения цели и насколько больший? Значения a_{ij} устанавливаются на основе фундаментальной шкалы, содержащей уровни $1, 2, \dots, 9$. Значение $a_{ij} = 1$ интерпретируется как *одинаковая предпочтительность*; $a_{ij} = 3$ – наличие *средней степени предпочтения*; $a_{ij} = 5$ – *умеренной степени предпочтения*; $a_{ij} = 7$ – *очень сильного (или очевидного) предпочтения*; $a_{ij} = 9$ – наличие *абсолютного предпочтения*. Оценки $a_{ij} = 2, 4, 6, 8$ присваиваются в компромиссных ситуациях. Для числовых оценок экспертных суждений a_{ij} соблюдаются свои правила: а) $a_{ij} = 1/a_{ji}$, $a_{ij} = 1$ для всех i, j (условие обратимости); б) $a_{ij} = a_{ik} a_{kj}$ для всех i, j, k (условие согласованности).

Корректная математическая модель обработки этих данных основана на предположении $a_{ij} = \omega_i / \omega_j$ для всех i, j , где ω_i, ω_j – искомые оценки относительной важности элементов совокупности, и сводится к решению задачи

$A\omega = \lambda_{\max}\omega$, где A – кососимметричная матрица с элементами a_{ij} и ω – нормированный на единицу вектор с координатами $\omega_i, i = 1, \dots, n$. Значимость вектора ω , $\omega^T e = 1$ определяется путем вычисления так называемого *индекса согласованности (consent index)* матрицы парных сравнений A в виде $CI = (\lambda_{\max} - n)/(n - 1)$.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Выдвинуто предположение, что теория вероятностей является способом обработки гипотез о влияниях в условиях неопределенности, и следовательно, в дальнейшем ее методы и вычисления могут быть реализованы в методе автоматизированных сетей.

Интерес представляет применение этих методов и алгоритмов на железнодорожном транспорте как естественное развитие действующих систем диагностирования. Рассмотрение частной задачи диагностики, которая имеет отношение к прогнозированию, и есть стремление оценить не только реальное состояние системы в целом, но и ее ресурс.

Сбор статистических результатов наблюдения позволит создать модельный прототип, который поможет методологически точно производить диагностику объектов, учитывая всевозможные связи между событиями, выявлять существующие риски и ресурсы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Данковцев В. Т., Киселёв В. И., Четвергов В. А. Техническое обслуживание и ремонт локомотивов: Учебник для вузов ж. – д. транспорта. – М.: ГОУ «УМЦ» [Учебно-методический центр по образованию на железнодорожном транспорте], 2007. – 558 с.
2. Саркисян Р. Е., Аракелян Э. К. Концептуальные вопросы построения системы поддержки принятия решений для оперативно-диспетчерского управления энергетическими объектами // Новое в российской энергетике. – 2008. – № 2. – С. 15–24.
3. Стадниченко С. Ю., Масалида А. В. Модели представления знаний для интеллектуальной системы управления электропоездом // Математика и ее приложения в современной науке и практике: Сб. науч. статей международной научно-практ. конференции/ Юго-Западный гос. ун-т. – Курск, 2011.
4. Хант Э. Искусственный интеллект. – М.: Мир, 1978. – 558 с.
5. Саати Т. Принятие решений. Методы анализа иерархий. – М.: Радио и связь, 1993. – 278 с.
6. Саати Т. Принятие решений при зависимостях и обратных связях. Аналитические сети. – М.: ЛКИ, 2008. – 360 с.

