

СТОХАСТИЧЕСКИЙ ДИСКРЕТНО-СОБЫТИЙНЫЙ ПОДХОД К РЕАЛИЗАЦИИ ДИАГНОСТИЧЕСКОЙ БАЙЕСОВСКОЙ СЕТИ БОРТОВОЙ АППАРАТУРЫ КОСМИЧЕСКОГО АППАРАТА

В.Л. Якимов, А.А. Бородюк, Е.А. Ряхова (Санкт-Петербург)

Введение

Байесовские сети (БС) нашли широкое применение при разработке экспертных систем различного назначения, ввиду следующих причин: возможности работы БС с большими объемами разнородной информации о функционировании сложных систем и анализа их состояния при получении новой информации; способности БС к самообучению на основе данных о функционировании сложных систем; возможности функционирования БС в условиях неполной информации о работе сложных систем [1].

Байесовские сети достаточно подробно рассмотрены в отечественной и зарубежной литературе [2, 3]. Они представляют собой графические структуры, описываемые с помощью направленного ациклического графа и таблиц условных вероятностей, соответствующих переменным сети для каждого ее узла. В процессе функционирования БС можно различить следующие основные этапы: этап обучения, в процессе которого формируется таблица условных вероятностей сети на основе имеющихся данных о переменных сети и этап применения сети для вычисления выходных вероятностей, связанных с ее переменными. Важной операцией при функционировании БС (на этапе обучения и применения) является ее опрос, в ходе которого вычисляются вероятности исходов (принятие какого-либо определенного значения из своей области значений) одной или нескольких переменных сети на основе таблиц условных вероятностей сети и, возможно, известных данных (называемых свидетельствами) о значениях, принимаемых другими переменными сети.

В статье представлен стохастический подход к опросу БС на этапе обучения и применения с использованием дискретно-событийного имитационного моделирования в среде AnyLogic [4]. Представлен пример реализации диагностической БС, имеющей особенности согласования разнородных данных: телеметрической и экспертной информации о функционировании бортовой аппаратуры (БА) космического аппарата (КА) на всех уровнях его иерархии [5].

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Процесс формирования диагностической модели бортовой аппаратуры (БА) КА на основе БС состоит из шести этапов.

Первый этап включает анализ ситуаций функционирования БА на разных уровнях иерархии КА: уровне телеметрируемых параметров (ТМП), уровне аппаратных модулей, уровне подсистем, уровне систем, возможно, на некоторых промежуточных уровнях и, в конечном итоге, на уровне КА. При этом формируется таблица связей между ситуациями функционирования БА КА на различных уровнях иерархии.

Второй этап включает анализ ТМП, связанных с различными ситуациями функционирования БА КА. При этом формируется таблица связей между ситуациями функционирования БА и описывающими их ТМП.

Третий этап посвящен созданию графа БС на основе содержимого, сформированных на первом и втором этапах таблиц. При этом вершинам графа соответствуют ситуации функционирования БА КА, а дугам графа – вероятности переходов между вершинами графа на различных уровнях иерархии БА КА.

Четвертый этап состоит в определении области допустимых значений на вероятность каждого перехода БС и его начального значения. Интервалы изменения данных значений вероятностей переходов могут быть получены на основе экспертных знаний о функционировании элементов бортовой аппаратуры по результатам сообщений о неисправностях и различного рода испытаний БА КА. При этом важным источником информации об интервалах изменения вероятностей переходов БС является статистический анализ поведения модельных ТМП, предоставляемых разработчиками БА КА в различных ситуациях ее функционирования.

Пятый этап основан на включении в БС дополнительных корректирующих правил, позволяющих согласовать значения вероятностей достижения одних и тех же вершин сети через различные последовательности переходов, определяющих обработку в сети разнородной информации о функционировании БА КА – например, телеметрической и экспертной информации.

Шестой этап посвящен стохастическому послойному обучению БС на основе критерия максимума апостериорной вероятности достижения вершин БС, соответствующих различным ситуациям функционирования БА КА. В ходе обучения реализуется принцип обучения «с учителем», в результате которого на вход каждого слоя сети подаются сведения об условных вероятностях достижения ее вершин, а на выход сети подается информация о желаемых вероятностях достижения этих вершин (обычно равна «1», в противном случае «0»). В ходе обучения реализуется не только максимизация апостериорной вероятности принятия решения в пользу той или иной ситуации функционирования БА за счет изменения вероятностей переходов сети, но и коррекция их значений с учетом корректирующих правил, рассмотренных на пятом этапе.

Процесс применения обученной БС включает следующие два этапа.

Первый этап включает прием новых данных телеизмерений о функционировании БА КА, определение вероятностей их отнесения к модельным ТМП, внесение полученных вероятностей в БС.

Второй этап состоит в согласовании введенной в БС разнородной информации об одних и тех же ситуациях функционирования БА КА на основе разработанных на этапе обучения корректирующих правил (этап 5) и формирование апостериорных вероятностей достижения вершин БС.

Необходимость согласования разнородных данных в БС и ввод в процесс ее функционирования корректирующих правил, а также разреженный характер матриц вероятностей переходов каждого уровня БС, потребовал использования стохастических методов оптимизации для опроса БС на этапе ее обучения и применения.

Для обучения и применения БС предлагается использовать среду имитационного моделирования AnyLogic. На рис. 1 представлено отображение диагностической модели на основе БС одной из подсистем КА, реализованной в среде AnyLogic. БС имеет четыре уровня: телеметрируемых параметров ($Q_{1,1}$ – $Q_{1,13}$), функциональных узлов ($Q_{2,1}$ – $Q_{2,15}$), включая два небольших подуровня ($Q_{2,1}$, $Q_{2,6}$ и $Q_{2,2}$, $Q_{2,3}$, $Q_{2,7}$), подсистем ($Q_{3,1}$ – $Q_{3,6}$) и непосредственно уровень анализируемой системы ($Q_{4,1}$ – $Q_{4,2}$).

Опрос БС реализуется на основе имитационного эксперимента, в ходе которого формируется множество заявок, распространяемых в БС по ее дугам со входа сети на ее выход в соответствии с текущими значениями условных вероятностей переходов БС.

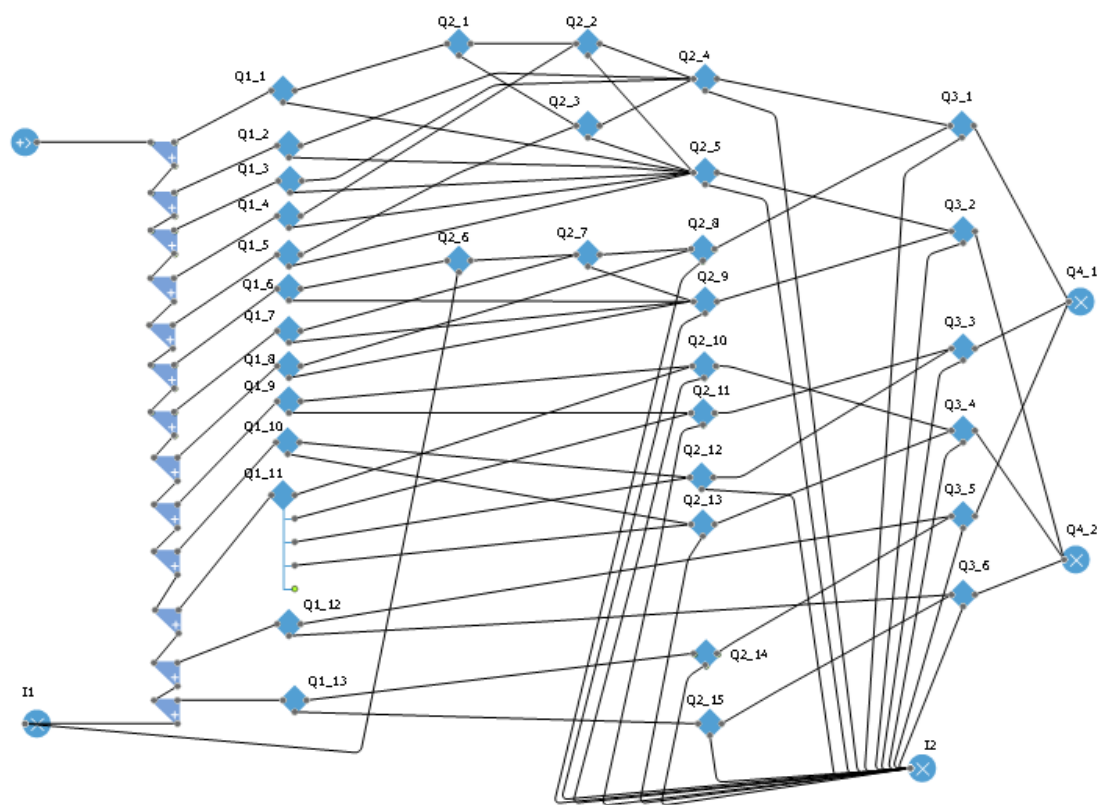


Рис. 1. Структурная схема модели диагностирования БА на основе дискретной байесовской сети в среде AnyLogic

Начальные значения условных вероятностей достижения вершин графа БС и интервал их изменения задавался исходя из логики функционирования БА КА, причем достаточно грубо. К примеру, если событие должно состояться непременно, то диапазон изменения соответствующей условной вероятности задавался равным $0.75 \dots 1$, в противном случае – $0 \dots 0.25$. Причем начальное значение задавалось как среднее значение данных интервалов.

В отдельные вершины БС были включены корректирующие правила, позволяющие изменять вероятности переходов БС таким образом, чтобы минимизировать невязку между вероятностями достижения этих вершин различными путями, определяемых результатами обработки разнородной информации – ТМП и знаний экспертов.

К примеру, для ситуации $Q_{2.4}$ рассмотренного примера БС является характерным равенство вероятностей достижения следующих событий:

$$\begin{aligned} P(Q_{1.1} \rightarrow Q_{2.1} \rightarrow Q_{2.2} \rightarrow Q_{2.4}) &= P(Q_{1.2} \rightarrow Q_{2.4}), \\ P(Q_{1.1} \rightarrow Q_{2.1} \rightarrow Q_{2.3} \rightarrow Q_{2.4}) &= P(Q_{1.3} \rightarrow Q_{2.5}), \end{aligned} \quad (1)$$

Для ситуации $Q_{2.5}$ рассмотренного примера БС является характерным равенство вероятностей последовательности переходов:

$$\begin{aligned} P(Q_{1.1} \rightarrow Q_{2.1} \rightarrow Q_{2.3} \rightarrow Q_{2.5}) &= P(Q_{1.5} \rightarrow Q_{2.5}), \\ P(Q_{1.1} \rightarrow Q_{2.1} \rightarrow Q_{2.2} \rightarrow Q_{2.5}) &= P(Q_{1.4} \rightarrow Q_{2.5}), \end{aligned} \quad (2)$$

Для обучения БС использовался алгоритм SPSA, который позволял управлять имитационным экспериментом как на этапе обучения БС, так и на этапе ее применения. При этом на обоих этапах одновременно, в рамках одной целевой функции, решалась задача максимизации апостериорной вероятности достижения вершин БС и минимизации невязки между вероятностями достижения этих вершин различными

путями, определяемых результатами обработки разнородной информации – ТМП и знаний экспертов.

На рис. 2 представлена нормированная кривая изменения общей целевой функции от итераций выполнения алгоритма SPSA.

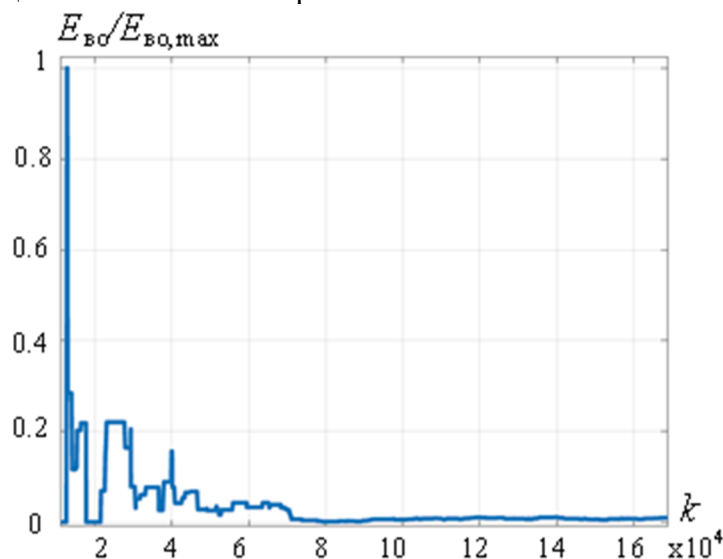


Рис. 2. Зависимость нормированной кривой изменения общей целевой функции от дискретного времени обучения БС

Заключение

Важным достоинством БС при реализации диагностических комплексов сложных технических систем, в том числе КА, является возможность объяснения результатов диагностирования, что очень важно для систем поддержки принятия решения по управлению. При этом часто решать задачу обучения БС приходится в условиях различного рода ограничений (в представленном примере выражения (1) и (2) представляют собой ограничения в виде равенств), что может потребовать использования приближенных стохастических методов опроса БС и методов имитационного моделирования.

Литература

1. **Масленников Е.Д., Сулимов В.Б.** Предсказания на основе байесовских сетей доверия: алгоритм и программная реализация // Вычислительные методы и программирование. 2010. Т.11. №4. С. 94-107.
2. **Бидюк П.И., Терентьев А.Н., Гасанов А.С.** Построение и методы обучения байесовских сетей // Кибернетика и системный анализ. 2005. №4. С. 133-147.
3. **Фефелов А.А.** Использование байесовских сетей для решения задачи поиска места и типа отказа сложной технической системы // Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы. 2007. № 2(20). С. 87-93.
4. **Карпов Ю.Г.** Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с AnyLogic 5. СПб.: БХВ-Петербург. 2006. 400 с.
5. **Торопова А.В.** Подходы к диагностике согласованности данных в байесовских сетях доверия // Труды СПИИРАН. 2015. № 6(43). С. 156-178.