

Вероятностные сети для описания знаний

Обзор идей

Д.А.Толпин

ООО "Русинвент", г.Москва

Поступила в редколлегию 14.02.2007

Аннотация—Обзор посвящен вероятностным сетям представления знаний, в частности, — байесовым сетям и качественным вероятностным сетям. В работе описаны принципы устройства и алгоритмы расчёта сетей, перечислены задачи, решаемые при помощи вероятностных сетей и обсуждены ограничения их применимости. Заключительная часть обзора посвящена пояснениям в вероятностных сетях, их роли во взаимодействии между человеком и компьютером, классификации и проблемам.

1. ВЕРОЯТНОСТНЫЕ СЕТИ

Вероятностный подход к представлению знаний состоит в том, что область знаний представляется совокупностью переменных и совместным распределением их вероятностей или его приближением. Это позволяет вычислить или оценить условное распределение вероятностей части переменных (гипотезы), когда некоторые из остальных (наблюдение) приняли определенное значение.

На основании сведений о распределении вероятностей можно

- определить ожидаемые значения ненаблюдаемых переменных и их совокупностей;
- подтвердить или отвергнуть гипотезы о событиях (о том, что переменные приняли совокупность значений);
- верифицировать (обнаружить противоречия или убедиться в их отсутствии) значения переменных, составивших наблюдение.

1.1. Направленный ациклический граф как форма записи вероятностной сети

Для определения вероятностных сетей используется понятие I-кар — *карты независимости* (independence maps). Карта независимости — это граф, соответствующий совместному распределению, в котором переменные соответствуют узлам, и все взаимозависимые переменные соединены путями, не прерываемыми каким-либо *множеством разделения*.

В направленных ациклических графах для определения множеств разделения используется критерий d-разделения (d-separation: d — от "направленный", directed):

Пусть X , Y и Z — непересекающиеся подмножества узлов направленного ациклического графа (DAG — directed acyclic graph). Тогда говорят, что X и Y направлены разделены (d-separated) множеством Z , если на всех путях между элементами X и Y встречается узел, удовлетворяющий одному из двух условий:

1. Узел находится в Z , и стрелки рёбер не сходятся в нём (не обе направлены в узел); это - подусловие условия для ненаправленных графов.
2. Узел (и ни один из его потомков) не находится в Z , но стрелки рёбер сходятся в нём.

Стрелки в направленных графах вероятностных сетей — каузальные, причинно-следственные. Последнее из условий означает, что переменные независимы, если ни одно из их общих последствий неизвестно. Как только известно общее последствие (проявление) двух переменных, переменные становятся условно зависимыми.

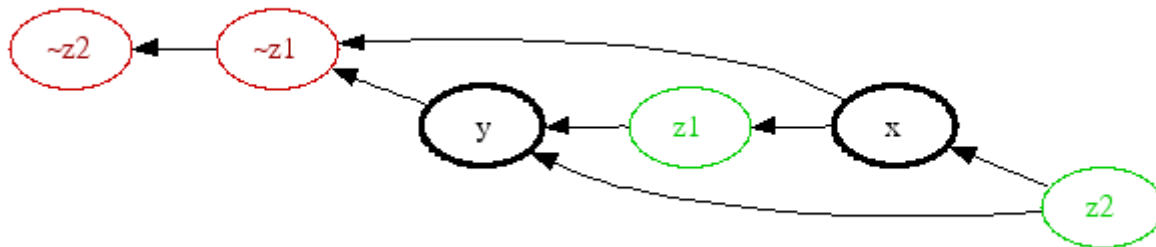


Рис. 1. d-разделение

На рисунке 1 узлы $z1$, $z2$, $\sim z1$, $\sim z2$ участвуют в разделении узлов x и y . Узлы x и y разделены, когда узлы $z1$, $z2$, выделенные на рисунке зелёным цветом, принадлежат множеству разделения, а узлы $\sim z1$, $\sim z2$, выделенные красным, не принадлежат. В применении к вероятностным сетям это означает, что переменные x и y условно независимы, если известно значение любой из переменных $z1$, $z2$ и не известно значение ни одной из переменных $\sim z1$, $\sim z2$: переменные условно независимы, если известны их общие причины и неизвестны их общие следствия.

Вероятностной сетью для совокупности переменных называют направленный ациклический граф, представляющий собой минимальную карту независимости распределения вероятностей совокупности переменных. Минимальная карта независимости — карта, которая перестает быть I-тар при удалении любого из рёбер.

2. БАЙЕСОВЫЕ СЕТИ

Байесовы сети — это вероятностные сети, рёбрам которых приписаны числовые коэффициенты, позволяющие вычислять вероятности ненаблюдаемых переменных для каждой конфигурации (подмножества и значений) наблюдаемых.

Коэффициенты и манипуляции над ними выводятся из формулы Байеса, отсюда — название сетей. Формула Байеса связывает взаимные относительные вероятности событий:

$$P(H|e) = \frac{P(e|H)P(H)}{P(e)} \quad (1)$$

где e — наблюдение, свидетельство, H — гипотеза.

2.1. Условные вероятности

Для того, чтобы рассчитать вероятность исполнения гипотезы по наблюдению (aposteriori), в каждом узле нужно знать абсолютную вероятность гипотезы (apriori) и условные вероятности наблюдений (зависимых узлов при причинной структуре) по гипотезе.

$$P(H|e) = \alpha P(e|H)P(H) \quad (2)$$

где α - константа нормализации, зависящая от наблюдения, но одинаковая для всех гипотез.

Байесовы сети состоят больше, чем из одной гипотезы и содержат "скрытые" переменные, то есть, ненаблюдаемые переменные, играющие роль неявных наблюдений в других гипотезах. Расчёт байесовых сетей — это совместное удовлетворение условий (2) для всех ненаблюдаемых узлов.

2.2. Шансы и предрасположенности

В применении к совокупностям переменных, принимающих одно из двух значений — "событий", теорема Байеса может быть также сформулирована не в терминах вероятностей, а в терминах шансов и отношений предрасположенностей (odds-likelihood-ratios). При этом узлам приписывают априорные шансы O (odds), а рёбрам — отношения условных предрасположенностей L (likelihood-ratios).

$$O(H) = \frac{P(H)}{P(\neg H)} \quad (3)$$

$$L(e|H) = \frac{P(e|H)}{P(e|\neg H)} \quad (4)$$

из теоремы Байеса следует, что

$$O(H|e) = L(e|H)O(H) \quad (5)$$

2.3. Гипотеза о независимости

Теорема Байеса требует знания совместного распределения относительных вероятностей компонент наблюдения e_i по гипотезе H , то есть, в узле с n рёбрами нужно хранить 2^n значений. В ряде случаев уместна гипотеза об условной независимости наблюдений: совместная условная вероятность компонент наблюдения может быть представлена произведением условных вероятностей компонент:

$$P(\bar{e}|H) = \prod_i P(e_i|H) \quad (6)$$

При этом формулы для расчёта байесовых сетей (2) и (5) принимают вид:

$$P(H|e) = \alpha P(H) \prod_i P(e_i|H) \quad (7)$$

$$O(H|e) = O(H) \prod_i L(e_i|H) \quad (8)$$

3. КАЧЕСТВЕННЫЕ ВЕРОЯТНОСТНЫЕ СЕТИ

При построении байесовых сетей требуется сделать предположения об априорных вероятностях явлений и условных вероятностях наблюдений по явлениям. Эти величины можно уточнить, обучая сеть на множестве прецедентов, однако и для начала обучения нужны по крайней мере грубые оценки. Эксперт в состоянии дать лишь очень приблизительные значения; с другой стороны, даже их достаточно для того, чтобы получить правильные выводы: для ответов при помощи сети на многие вопросы достаточно знать лишь направленность влияния узлов друг на друга.

Качественные вероятностные сети (qualitative probabilistic networks) представляют собой явное выражение идеи о том, что для анализа многих свойств явлений достаточно лишь знания о качественной взаимосвязи узлов, без количественной меры. Качественные вероятностные сети по структуре подобны байесовым, но связям между узлами в них приписаны не числовые коэффициенты, а следующие свойства, принимающие значения 0, +, −, ?:

- качественное влияние (qualitative influence): как значения узлов влияют друг на друга;
- аддитивная синергия (additive synergy): как один узел влияет на влияние другого узла на третий;
- мультипликативная синергия (multiplicative synergy): как влияют друг на друга две причины одного проявления.

3.1. Качественное влияние

Говорят, что c положительно влияет на a и пишут $S^+(a, c)$, если с увеличением значения a увеличивается вероятность больших значений c — для любых $a_1 > a_2$, c_0 и x (все предки c , кроме a) верно:

$$P(c \geq c_0 | a_1 x) \geq P(c \geq c_0 | a_2 x) \quad (9)$$

S^0 и S^- соответствуют знакам $=$ и $\leq$ между вероятностями в уравнении (9).

3.2. Аддитивная синергия

Переменным a и b свойственна положительная аддитивная синергия в отношении переменной c (пишут: $Y^+(a, b, c)$), если рост a повышает вероятность больших значений c сильнее при больших значениях b — для любых $a_1 > a_2$, $b_1 > b_2$, c_0 и x верно:

$$P(c \geq c_0 | a_2 b_2 x) - P(c \geq c_0 | a_1 b_2 x) \geq P(c \geq c_0 | a_2 b_1 x) - P(c \geq c_0 | a_1 b_1 x) \quad (10)$$

Y^0 и Y^- соответствуют знакам $=$ и $\leq$ между разностями вероятностей в уравнении (10).

3.3. Мультипликативная синергия

Переменным a и b свойственна положительная мультипликативная синергия в отношении их общего потомка c (пишут: $X^+(a, b, c)$), если для любого зафиксированного значения c рост a повышает вероятность больших значений b . Аналитическое представление мультипликативной синергии — запутанное и опирается на положительную определённую матрицу векторных произведений вероятности, я для сохранения ясности её опускаю.

Важно, что мультипликативная синергия между двумя переменными по третьей равна качественному влиянию между первыми двумя переменными, при условии, что третья зафиксирована.

3.4. Создание качественных сетей

При создании качественных вероятностных сетей приписывать влияния и синергии проще, чем условные и априорные вероятности. Простоте способствует то, что

- качественные свойства симметричны (синергии — по первым двум переменным),
- многие модели взаимодействия, например, шумное-или, шумное-и, имеют известные сочетания влияний и синергий: например, шумное-или — положительное влияние и отрицательную мультипликативную синергию).

3.5. Расчёт качественных сетей

Преимущество качественных сетей не только в том, что их проще придумывать, но и в том, что их проще рассчитывать. Для многосвязных байесовых сетей точный расчёт NP-сложен. Для качественных сетей он имеет полиномиальную (квадратичную) сложность.

4. ЗАДАЧИ ДЛЯ ВЕРОЯТНОСТНЫХ СЕТЕЙ

Основу любой задачи для вероятностной сети составляет установление связи между вероятностями значений ненаблюдаемых переменных и наблюдением. При этом в зависимости от цели обращения к системе поддержки решений разнятся формулировки и методы решения задач.

4.1. Поиск правдоподобных гипотез

Задача поиска правдоподобной гипотезы — базовый тип запроса к вероятностной сети. В этой задаче запрос состоит в значениях наблюдаемых переменных, ответ — в наиболее вероятных значениях или о вероятностном распределении значений ненаблюдаемых переменных.

Пример. Технолог вводит показания датчиков аппаратуры сборочной линии, и запрашивает вероятность того, что сборочная линия выйдет из строя аварийно в следующем месяце. В дальнейшем сведения о вероятности он использует для принятия решения о профилактической остановке линии.

Запросы могут также извлекать вероятностные характеристики нескольких ненаблюдаемых переменных. В этом случае различают задачи получения *оценки ожидаемого значения* (EVE — expected value estimation) для каждой переменной и *максимальной апостериорной вероятности* (MAP — maximum a posteriori probability) для вектора значений переменных. Правдоподобное объяснение наблюдению даёт MAP, максимальные значения EVE могут быть несовместимыми, и вектор, значение каждой из компонент которого наиболее вероятно, может иметь низкую вероятность появления в пространстве векторов.

Вместе с тем, MAP выбирает из множества размером, растущим экспоненциально с числом переменных, и поиск альтернативных гипотез в MAP затруднителен. EVE в ряде случаев оказывается хорошим приближением MAP, и, кроме того, позволяет находить и сравнивать альтернативные гипотезы.

Другой термин для MAP, MPE — most probable explanation — наиболее вероятное объяснение, подчеркивает *объясняющую* роль наиболее правдоподобного вектора гипотез.

4.2. Подтверждение и сравнение гипотез

Во многих приложениях ответы вероятностной сети содержатся в подмножествах ненаблюдаемых переменных, и только некоторые из комбинаций значений этих переменных совместимы — то есть, представляют собой "разумные" гипотезы, описания событий, которые могут произойти на самом деле.

Запрос к вероятностной сети состоит в выборе наиболее правдоподобного объяснения из предложенных. Запросы такого типа можно свести к вопросам поиска правдоподобных гипотез введением дополнительных узлов, но часто прямые методы решения бывают предпочтительны, и выделение таких задач в отдельную категорию улучшает качество их решения.

Пример. При поиске кандидатов на замещение нескольких вакантных позиций в компании агент по кадрам должен определить, к какому типу специалистов относится кандидат. Каждый тип специалиста описан совокупностью значений переменных, как переменные, так и их значения разнятся от описания к описанию. Агент по кадрам предлагает экспертной системе несколько описаний и сведения о кандидате и получает в ответ упорядоченный по схожести список типов.

4.3. Верификация наблюдений

В случае, когда при помощи сети пользователь выбрал определённую гипотезу и закрепил её, он может подвергнуть проверке введенные им данные. Некоторые из данных могут оказаться противоречащими принятой гипотезе, и их нужно будет перепроверить. В результате эти данные, не повлиявшие на подтверждение одной гипотезы, могут оказать влияние на выбор решения в других случаях.

Пример 1. При выяснении причины неполадки тормозов в автомобиле техник сообщил, в ряду других данных, что машина прошла четыре плановых техосмотра и один раз была в неплановом ремонте по неисправности, а её пробег — десять тысяч километров (неправдоподобно мало для четырёх плановых техосмотров). В результате при помощи вероятностной сети техник выбрал гипотезу относительно неполадки и подтвердил её осмотром узла машины. После этого при верификации наблюдений техник обнаружил противоречие в длине пробега с обнаруженной неполадкой и прочими введёнными данными и исправил его на значение, соответствующее действительности.

5. ОГРАНИЧЕНИЯ ВЕРОЯТНОСТНОГО ПОДХОДА К ТОЛКОВАНИЮ НАБЛЮДЕНИЙ

Описание явлений вероятностными сетями — приближение, и как всякое приближение, оно опирается на допущения, ограничивающие его применимость.

Наиболее вероятная гипотеза — не обязательно правильная. Для того, чтобы обоснованно принять гипотезу, нужно убедиться, что её вероятность превышает некий порог, а также существенно больше вероятностей конкурирующих гипотез. Эту задачу может решать либо расширенная вероятностная сеть, либо эксперт, сравнивающие вероятности гипотез, но в рамках парадигмы вероятностных сетей нельзя получить ответ на вопрос о том, что произошло или произойдёт (пусть и неправильный, но однозначный). Можно лишь получить другой, предположительно (но не обязательно) более удобный для интерпретации, взгляд на шансы реализации каждой из гипотез.

Для того, чтобы вероятностная сеть содержала опыт эксперта, а не только статистику из обучающей выборки, эксперт должен предложить приближение распределения относительных вероятностей переменных, а также оценить качество приближения, предложенного другим

экспертом. Связь между явлениями, выраженная вероятностями, неестественна для многих предметных областей, и эксперт либо оценивает вероятности неправильно, либо оценивает не вероятности, а другие количественные характеристики связи между переменными, которые интуитивно принимает за вероятности (например, разницу между вероятностью истинного или ложного позитивного предсказания).

Качественные вероятностные сети и возможность получать полезные заключения с их помощью — иллюстрация того, что в вероятностных сетях значительная часть информации содержится в характере влияния. В то же самое время, в байесовых сетях информация о характере влияния не содержится явно (низкая условная вероятность свидетельства не означает уменьшения вероятности гипотезы по свидетельству), а требует расчётов для её определения. Таким образом, вероятностные сети либо не содержат количественной информации (качественные сети), либо скрывают от человека — создателя или редактора — качественную (байесовы сети), и требуют не прямых средств анализа для того, чтобы автор мог оценивать их "осмысленность", соответствие его опыту и знаниям.

6. АЛГОРИТМЫ РАСЧЁТА ВЕРОЯТНОСТНЫХ СЕТЕЙ

Расчёт байесовых сетей — частая операция в интерактивной среде. Прямое вычисление совместной вероятности — вычислительно сложная задача, и для практического использования сетей требуются методы, позволяющие производить вычисления быстро благодаря учёту особенностей сетей и ценой компромиссов.

6.1. Точные методы

Качественная вероятностная сеть — упрощение Байесовой сети, где связи между переменными представлены влияниями и синергиями с узким диапазоном дискретных значений — может быть рассчитана точно за полиномиальное по размеру сети время. Однако область применения качественных сетей ограничена задачами, в которых характер вопросов позволяет получить удовлетворительный ответ в отсутствие численных характеристик взаимосвязей между переменными.

Байесовая сеть может быть рассчитана точно алгебраически, однако, такое вычисление неполиномиально-сложно. Для оптимизации точного расчёта применяют последовательное удаление переменных (variable elimination); этот приём ускоряет вычисление благодаря разреженности байесовых сетей.

Удаление переменных, тем не менее, не избавляет от неполиномиальной сложности в худшем случае, и, кроме того, имеет другие недостатки:

- вероятности переменных, удалённых в процессе вычисления, не включаются в результат вычисления — можно получить распределение вероятностей только для малой части конфигурации;
- шаги алгоритма не поддаются понятному эксперту объяснению;
- алгоритм нельзя оптимизировать параллелизацией вычислений, эффективность которой известна для многих других алгоритмов расчёта и анализа графов.

Поэтому распространение получили итеративные, приближенные алгоритмы, позволяющие вычислить приближение решения с требуемой точностью.

6.2. Распространение представлений

Алгоритм распространения представлений (belief propagation), предложенный Judea Pearl, применим к односвязным сетям (полидеревьям), и состоит в распространении диагностиче-

ского и причинного влияния по сети: диагностического - от листьев (симптомов) к корню, причинного — от корня к листьям. Каждый узел вычисляет свою собственную вероятность по информации, полученной от своих потомков и родителей, а затем формирует сообщения о влиянии для родителей и потомков. Взаимно-независимые в смысле d-разделения узлы могут активизироваться параллельно.

В случае многосвязных графов (графов с петлями) алгоритм распространения представлений сочетают с кластеризацией или кондиционированием. При **кластеризации** узлы группируют так, что граф, связывающий кластеры, становится односвязным. Вероятности вычисляют для кластеров, а внутренности кластеров вычисляют автономно, точно или приближенно. При **кондиционировании** некоторые из ненаблюдаемых переменных закрепляются для каждого расчёта так, чтобы полученный граф стал односвязным в смысле d-разделения. Затем вероятности усредняют по взвешенным результатам расчёта для каждой закреплённой комбинации.

Как кластеризация, так и кондиционирование неэффективны при большом количестве петель: кластеризация порождает кластеры, которые трудно рассчитывать, а при кондиционировании экспоненциально с количеством закрепляемых переменных растёт число циклов расчёта.

6.3. Стохастические алгоритмы

Для расчёта произвольных байесовых сетей используют методы на основе стохастической симуляции. Начиная с корня сети — узла без предков — переменным присваивают случайные значения в соответствии с их распределениями вероятностей в зависимости от значений, полученных предками. Генерируют последовательность конфигураций, и затем приближенно вычисляют распределение вероятностей при определённом наблюдении, выбирая из последовательности экземпляры, совместимые с наблюдением и усредняя вероятности по ним.

Такой метод требует большого количества вычислений: чем больше переменных составляют наблюдение, тем ниже будет частота встречаемости совместимых экземпляров в последовательности.

Чтобы увеличить эффективность вычислений, нужно было бы закрепить переменные наблюдения и вычислять стохастическую последовательность только для ненаблюдаемых переменных. Этот подход реализован в методе Марковских цепей Монте-Карло. Изначально все переменные получают значения: переменные наблюдения — в соответствии с наблюдением, остальные — произвольные. Затем значение каждой переменной пересчитывается с учётом вероятности, определяемой текущими значениями узлов-соседей — одеяла Маркова. Процесс повторяется для каждого из узлов достаточное количество раз для получения необходимого приближения распределения вероятности всех переменных.

Стохастические методы позволяют эффективно параллелизовать вычисления. Они также дают возможность управлять точностью вычислений, предоставляя выбор между достоверностью и быстротой отклика.

7. ГЕНЕРАЦИЯ ОБЪЯСНЕНИЙ

На основе байесовых сетей строят системы, помогающие эксперту в сборе и анализе информации, выдвижении и сравнении гипотез. Для того, чтобы рассчитать байесову сеть, эксперт должен ввести данные. Для того, чтобы воспользоваться результатом работы, он должен получить его в удобном для восприятия виде.

Преобразованную для представления эксперту информацию о сети, процессе и результатах её расчёта называют объяснениями. Эксперт заинтересован в получении

- описания модели — области применения сети и представлений, положенных в её основу;
- описания прецедента — данных, собранных об анализируемом случае;
- пояснений к рассуждениям — понятных эксперту обоснований расчётов и изменений состояния байесовой сети;
- объяснения прецедента — гипотезы или гипотез о факторах, проявившихся в предъявленных байесовой сети наблюдениях.

7.1. Описание модели

Говоря о генерации пояснений к байесовой сети, **моделью** байесовой сети называют совокупность переменных, составляющих сеть, и связей между ними. Байесова сеть представляет собой запись знаний о предметной области, эту запись составил эксперт с помощью дополнительных инструментов, и ею будет пользоваться программа расчёта сети для ответов на запросы. Описание модели в удобном для человека виде нужно для того, чтобы

- эксперт, составляющий сеть, контролировал вносимые в неё знания;
- пользователь мог узнать, на основании каких знаний и каких допущений составлена сеть.

Описание модели часто представляют графически, как аннотированное изображение графа байесовой сети. Силу связей между переменными передают либо числовыми коэффициентами, либо качественными характеристиками (очень вероятно, мало вероятно и так далее). С ростом байесовой сети читать граф становится всё труднее, поэтому позволяют выделять и рассматривать подграфы, и, с другой стороны, объединять группы узлов в блоки и рассматривать связи между блоками.

Наряду с графическим, используют текстовое, нарративное описание сети. Такое описание строят в предположении, что рёбра графа байесовой сети выражают причинные связи; текст описания представляет собой качественные характеристики причинно-следственных связей между переменными и взаимосвязей между причинами или следствиями общих явлений.

7.2. Описание прецедента

Пользователь системы поддержки решений на основе байесовой сети предъявляет сведения о прецеденте, заполняя формы ввода (вопросники, анкеты). Пользователь должен иметь возможность убедиться в том, что ввёл те данные, которые намеревался, и для этого данные должны быть представлены ему в компактном и удобном для восприятия виде. Для этого они могут быть собраны в таблице, представлены в виде графиков и диаграмм. Некоторые из данных представляют собой пороговые ответы на описательные вопросы "Видимость была: полной, частичной, низкой?" и удобны для восприятия в виде соответствующих утвердительных предложений: "Видимость была полной".

7.3. Пояснения к рассуждениям

Для эксперта, пользующегося системой поддержки решений, важно знать, каким образом программа делает те или иные выводы, на основании чего подтверждает или опровергает гипотезы. Эксперт соглашается пользоваться помощью программы только в том случае, если ему понятен и вызывает его доверие не только результат, но и способ, которым он получен, промежуточные выводы и служебные связи. Поэтому выдача пояснений к рассуждениям — одна из ключевых функций системы.

В байесовых сетях рассуждениям соответствуют взаимные влияния переменных друг на друга. Пояснения к рассуждениям поясняют

- какими путями в графе связаны узлы гипотезы и узлы наблюдений;
- как изменится гипотеза при изменении наблюдений;
- какие наблюдения могли бы подтвердить, а какие — опровергнуть гипотезу.

Система поддержки решений предоставляет пояснения в графическом или текстовом виде. В графическом виде рассуждения иллюстрируются выделением путей в графе, связывающих свидетельство и гипотезу, раскрашиванием связей между узлами цветами, зависящими от характера и интенсивности связи. В текстовом виде пояснения описывают установленные взаимосвязи, опираясь на гипотезу о причинном характере зависимостей в байесовой сети и заменяя численные коэффициенты их качественными характеристиками.

В качестве меры интенсивности связи используют условные вероятности, отношения и разницы условных вероятностей по различным гипотезам.

7.4. Объяснение прецедента

Под объяснением прецедента понимают как конфигурацию сети, признанную наиболее правдоподобной для предъявленного свидетельства, так и удобное для восприятия пользователем описание этой конфигурации.

Конфигурация — это совокупность значений, присвоенных переменным сети в результате её расчёта, часто вместе с вероятностью принятия переменными этих значений. Её представляют, подобно описанию прецедента, в виде таблиц или диаграмм, а также в виде текста — *заключения*. При построении текстового заключения вероятностям сопоставляют их качественные характеристики и описывают причинные связи между переменными гипотезы и предъявленным наблюдением.

Для эксперта-пользователя системы поддержки решений важно получить не только сам ответ на запрос в виде одной или нескольких наиболее вероятных конфигураций, но и объяснение связей, возникших в каждой из них.

7.5. Проблема адекватности объяснений

Взаимодействие человека с системой поддержки решений на базе вероятностной сети предполагает использование генератора объяснений как переводчика между программой и человеком. Ни сеть, ни результат её расчёта не пригодны для восприятия экспертом и требуют альтернативного представления: обоснование выводов не похоже на алгоритм расчёта, численные значения вероятностей нужно заменить словами или графическими образами.

Объяснения — важный элемент человеко-машинного взаимодействия с использованием вероятностных сетей. Но при этом подходы к генерации объяснений опираются на сторонние представления. В некоторых случаях эти представления и подходы почёрпнуты из теорий, альтернативных байесовым сетям, например, словесное описание влияния переменных друг на друга объясняют, используя шаблоны Поля (Polya patterns).

При большом размере сети объяснение, учитывающее все возникающие взаимосвязи, трудно, а порой и невозможно, воспринять. Для уменьшения размера объяснения используют эвристики, позволяющие удалить из объяснения маловлияющие и малоинформативные факторы. Например, к последним относится влияние переменных, находящихся в своём "обычном" состоянии.

Таким образом, для предъявления устройства или результата расчёта вероятностной сети эксперту используют средства, опирающиеся в том числе на теории, критикуемые с вероятностных позиций, и на эвристики, не имеющие систематической поддержки. Эти обстоятельства делают неочевидным ответ на вопрос о том, видит ли эксперт "ту же" сеть, с которой

имеет дело программа, и может ли он на основании представленных ему объяснений судить об адекватности модели и делать выводы из результатов расчёта.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Pearl, J. 1988. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems. Networks of Plausible Inference. Palo Alto, CA.: Morgan Kaufmann
2. Vivien Rossi, Jean-Pierre Vila. Bayesian Multioutput Feedforward Network Comparison, IEEE Transactions on Neural Networks, 2006 Jan
3. M.P. Wellman. Fundamental concepts of qualitative probabilistic networks. Artificial Intelligence, 44 (1990) 257–303
4. M. J. Druzdzel and M. Henrion. Efficient reasoning in qualitative probabilistic networks. In Proceedings of the 11th National Conference on AI (AAAI-93), Washington D.C., 1993
5. Liu, C.-L. and Wellman, M. P., Incremental tradeoff resolution in qualitative probabilistic networks, Proceedings of the 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, 338–345, 1998
6. Lacave, C., and Diez, F. J. 2000. A Review of Explanation Methods for Bayesian Networks. Technical Report IA-2000-01, Dept. Inteligencia Artificial, UNAD, Madrid
7. Marek J. Druzde and Max Henrionl. Using Scenarios to Explain Probabilistic Inference, In Working note of the AAAI-90 Workshop on Explanation, pages 133-141, Boston, MA, 1990.
8. Marek J. Druzdzel. Qualitative verbal explanations in Bayesian belief networks. Artificial Intelligence and Simulation of Behaviour Quarterly, 94:43–54, 1996