

В.Ф. МУСИНА  
**БАЙЕСОВСКИЕ СЕТИ ДОВЕРИЯ КАК  
ВЕРОЯТНОСТНАЯ ГРАФИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ ОЦЕНКИ  
МЕДИЦИНСКИХ РИСКОВ**

---

*Мусина В.Ф. Байесовские сети доверия как вероятностная графическая модель для оценки медицинских рисков*

**Аннотация.** Реализация медицинских рисков приводит к возникновению нежелательных событий, которые характеризуются нанесением вреда здоровью пациентов, неэффективным использованием человеческих и экономических ресурсов, экономическим ущербом организации здравоохранения. В рамках системного подхода к анализу риска, медицинский риск связан с неопределенностью, которая описывается значительным влиянием человеческого фактора в медицинской системе. Стоит задача оценки медицинских рисков и построения систем поддержки принятия решения на различных этапах работы с пациентом. В статье рассмотрено современное состояние применения аппарата байесовских сетей доверия для оценки медицинского риска и поддержки принятия решений в медицинской диагностике и прогностике, в частности, в контексте риск-менеджмента медицинских организации и оценке страховых рисков.

**Ключевые слова:** байесовские сети доверия, медицинские риски, медицинская диагностика, медицинская прогностика.

*Musina V.F. Bayesian belief networks as probabilistic graphical model for medical risk assessment.*

**Abstract.** Realization of medical risks leads to occurrence of adverse effects which negatively affect patient's health; result in irrational use of human and economic resources, economic losses. In the framework of system risk analysis medical risks is connected with uncertainty related to crucial impact of human factor to the medical system. The problem of medical risks assessment and decision making on different stages of patients' health care support systems' construction comes up. In the paper I provide a state-of-art analysis of Bayesian belief networks use for medical risk assessment and decision making under uncertainty support in particular in the framework of health care organizations' risk management and insurance risk assessment.

**Keywords:** Bayesian belief networks, medical risks, medical diagnostics, medical prognostics.

---

**1. Введение.** В условиях неопределённости возможно наступление нежелательных событий, сопряженных с нанесением экономического, морального или другого типа ущерба. Такие события характеризуются риском их реализации. Для значительного числа областей знаний общим является представление о риске как о характеристике неблагоприятных последствий неопределённости ситуации. В таких областях для уменьшения последствий реализации риска используются методы риск-менеджмента, которые включают определение и измерение рисков, оценку рисков и управление ими.

Оценка медицинских рисков [21] непосредственно используется при страховании жизни и здоровья человека. Согласно [2], для целей страхования выделяют несколько уровней риска, связанного с нанесением ущерба здоровью субъекта:

- Риск возникновения болезни или физического дефекта, т.е. риск физиологических нарушений, угрожающих нормальному функционированию организма. Последствия реализации этого риска имеют непосредственную связь с нанесением экономического ущерба как субъекту, так и (в отдельных случаях) государству.
- Риск необходимости восстановления здоровья (лечения). Этот уровень риска имеет определённый экономический смысл — затраты на ресурсы, требующиеся на лечение.
- Риск нарушений социально-экономической стороны жизни человека в связи с утратой здоровья. Ущерб при реализации этого уровня риска имеет как социальную, так и экономическую составляющую.
- Риск необходимости поддержания приемлемых условий жизни при необратимом и значимом ущербе здоровью. Так же, как и в случае реализации рисков второго уровня, ущерб от реализации этого уровня риска может быть выражен в денежной форме, а именно в виде затрат на требующиеся ресурсы.

Риск в медицине связан с принятием решений в условиях неопределенности, которая в большинстве случаев связана со значительным влиянием человеческого фактора на процесс лечения [27]. Лечащий врач вынужден выбирать как среди некоторого множества альтернативных диагнозов (в силу неполноты и неточности информации о симптомах и результатах лабораторных обследований), так и среди некоторого множества альтернативных подходов лечения заболевания, взвешивая при этом риск, причиняемый здоровью пациента при проведении медицинского вмешательства, и возможные выгоды для него [1, 69]. Таким образом, всегда имеется риск причинения вреда пациенту во время его лечения [23, 26, 43, 70]. Согласно проведенным исследованиям, в США при работе с 45% пациентов была допущена та или иная медицинская ошибка, в 17% случаев такая ошибка привела к более длительному пребыванию в больнице или ухудшению состояния здоровья пациента [16].

Возникновение нежелательных последствий при медицинском вмешательстве тесно связано со многими факторами, среди которых проблемы надзора, перегрузки на рабочем месте, недостатки в обучении специалистов, проблемы при работе в команде [27, 26, 69]. Отме-

чается, что задача оценки уровня безопасности лечения пациента и риска возникновения неблагоприятных для него последствий требует системного подхода [70] в силу значительной сложности лежащих в основе системы процессов [25]. Медицинские системы, с точки зрения оценки риска нанесения вреда пациенту, могут рассматриваться как социо-технические системы, большое значение в которых имеет человеческий фактор, проявляющийся в значительном числе межличностных взаимоотношений в процессе лечения [27, 31, 59, 66]. Сложная медицинская система может быть представлена как адаптивная система [56], как динамическая социо-техническая система, в которой группы людей кооперируются с целью заботы о пациенте и сталкиваются с множеством непредвиденных обстоятельств, и ключевой характеристикой которой является непрерывная изменчивость [31].

Возникновение врачебных ошибок ведет к дополнительным экономическим затратам системы здравоохранения и должно учитываться при управлении рисками учреждения системы здравоохранения [69].

Современные медицинские системы должны удовлетворять требованиям безопасности пациентов и предоставления действенной и эффективной помощи [13, 27]. В силу сложности и значительной неопределенности медицинской системы, недостаточно применять описательные модели для оценки риска [69] и методические указания для увеличений степени безопасности заботы о пациентах [27]. В настоящее время предлагается значительное число различных моделей информационных систем [64], программных и технических продуктов (в т.ч. медицинского оборудования), которые интегрируются в различные части медицинской системы [49] и ориентированы на улучшение уровня качества заботы о пациентах [27]. Заметная доля усилий уделена развитию систем поддержки принятия решений в медицине [11]. Каждая новая технология должна оцениваться с точки зрения возможности и эффективности её использования в конкретной медицинской системе, что тесно связано с анализом экономических составляющих системы [27]. В работе [22] описаны модели сведений, которые могут быть использованы при ретроспективном анализе рисков при оказании помощи пациентам.

Специфика возникновения нежелательных последствий при медицинском вмешательстве в жизнь пациентов находит свое отражение в риск-менеджменте учреждения здравоохранения. Риск-менеджмент как процесс принятия решений, направленных на снижение неблагоприятных последствий реализации рискованных ситуаций, направлен на повышение экономической эффективности деятельности учреждения.

В рамках системного подхода к анализу рисков медицинской системы [26, 27], учреждения здравоохранения могут считаться организацией с высокой надежностью (high reliability organization) [13, 19, 26]. Однако стандартные методы управления рисками в такой организации требуют адаптации к медицинской системе рисков [44, 52]. Важным этапом управления риском организаций с высокой надежностью является система отчетов о происшествиях (incident-reporting systems), которая направлена на получение отчетов об инцидентах, связанных с безопасностью пациентов [12, 52, 73].

Управление рисками медицинской системы тесно связано с управлением безопасностью предоставления медицинской помощи. Выявление причинно-следственных связей, влекущих за собой врачебные ошибки, может служить основой для улучшения качества медицинского обслуживания [1, 69]. Согласно международным принципам управления рисками [58], такая система включает в себя этапы измерения риска, оценки риска, и управления риском.

В рамках настоящей статьи рассматривается вероятностный подход к оценке риска. Байесовские сети доверия (БСД) [4, 5, 6, 55, 65] имеют вероятностную семантику, используются для рассуждений в условиях неопределенности и все чаще применяются в диагностике заболеваний, выборе оптимального курса лечения пациента, предсказании исхода заболевания, построении моделей заболеваний в клинической эпидемиологии [11]. Алгебраические байесовские сети [4, 3] имеют логико-вероятностную семантику, и так же могут быть использованы в медицинской диагностике [7].

Цель данной статьи заключается в анализе современного состояния применения аппарата байесовских сетей доверия для оценки медицинского риска и поддержки принятия решений в условиях неопределенности, в частности, в контексте риск-менеджмента медицинских организаций и оценке поступающих рисков страховыми компаниями.

**2. Медицинская диагностика.** Методы искусственного интеллекта нашли широкое применение в области диагностики заболеваний [29, 41, 54]. Интеллектуальные системы в области медицинской диагностики направлены на поддержку принятия решения о характере заболевания практикующим врачом на основании результатов различных медицинских обследований и данных о самочувствии пациента. Большинство таких систем носят прескриптивный характер, то есть имеют вид правил: если есть такие наблюдения, то необходимо делать такое вмешательство [18]. Однако, как уже отмечалось, практикующим врачам часто приходится сталкиваться с неопределенностью

симптомов и результатов медицинских обследований. Например, неопытный врач способен корректно поставить диагноз, связанный с заболеванием печени, менее чем в 45% случаев [71]. Такой низкий процент правильной диагностики связан с тем, что заболевания печени можно четко дифференцировать лишь на определенной стадии заболевания [71]. Неверный диагноз влечет как вред здоровью пациента, так и неэффективное использование человеческих, экономических и временных ресурсов [71]. В настоящее время медицинская диагностика требует учета значительного числа факторов: генетические факторы, окружающая среда, стиль жизни пациента [56].

Кроме того, области биомедицины и здравоохранения включают изучение процессов, которые связаны с неопределенностью протекающих физиологических процессов в организме человека [45].

Байесовские сети доверия позволяют моделировать знания с неопределенностью. Аппарат байесовской сети доверия позволяет комбинировать имеющиеся статистические данные о характеристиках здоровья пациентов в дополнение к экспертной информации, которую предоставляют врачи-специалисты [71]. Кроме того, байесовские сети доверия (по сравнению с другими моделями) позволяют моделировать возможность возникновения нескольких заболеваний [71] и элементы БСД имеют достаточно простую интерпретацию [42].

Большая часть диагностических моделей поддержки принятия решений на основе байесовских сетей доверия строится на основе экспертной информации [67], что отчасти объясняется особенностями имеющейся медицинской статистики. Особенностью медицинской статистики является её частичная некорректность и недостаточность для автоматического построения байесовской сети доверия [72]. В [51] предложены методы, позволяющие обойти указанные трудности. Однако даже экспертной информации часто бывает недостаточно для построения полноценной модели. Важным достоинством моделей, опирающихся на принципы искусственного интеллекта, является возможность автоматического обучения структуры модели, то есть даже если первоначальная структура модели была неполной, то имеется возможность улучшить модель при помощи поступающих данных [72]. Кроме того, в силу неполноты данных модели, в ряде случаев применимы приблизительные оценки результатов вероятностного вывода в диагностической байесовской сети [72].

Структура диагностической байесовской сети доверия представлена элементами процесса диагностики заболевания и взаимосвязями между ними. Основой для построения взаимосвязей являются эксперт-

ная информация, имеющиеся медицинские исследования, направленные на выявление подобных взаимосвязей между элементами процесса диагностики заболевания, накопленные статистические данные. Как уже упоминалось, чаще всего структура диагностической байесовской сети доверия строится на основе экспертной информации. Каждый узел представляет собой тот или иной фактор, влияющий на возникновение заболевания, и описывается случайным элементом. Случайный элемент может принимать дискретные значения (является ли пациент курильщиком или нет) или принимать значения из некоторого интервала (температура тела). Аппарат байесовских сетей доверия позволяет комбинировать случайные элементы дискретного и непрерывного характера при байесовском выводе, однако часто непрерывные переменные дискретизируются согласно имеющимся медицинским знаниям [17, 72]. Таким образом, узлы диагностической байесовской сети доверия описывают состояние пациента. Узлы заболеваний могут представлять собой как бинарные случайные элементы, определяющие наличие или отсутствие заболевания, или же номинативный случайный элемент, каждое значение которого соответствует тому или иному заболеванию [24]. Априорное распределение вероятности на узлах заболеваний определяется показателем распространенности заболеваний (prevalence rate) [61].

В описанной модели формально наиболее вероятный диагноз можно определить как значение множества допустимых диагнозов, доставляющее максимум вероятности наличия заболевания при условии конкретного набора свидетельств  $E$ , которые включают в себя симптомы, результаты тестов и другие признаки [45]:

$$D^* = \arg \max_D \Pr(D|E).$$

В простейшем (и наиболее часто используемом) случае задача диагностики заболевания моделируется при помощи (наивного) байесовского классификатора [40]. Для построения моделей байесовских классификаторов используется три типа переменных: наблюдаемые переменные, соответствующие непосредственно наблюдаемым данным, переменные болезней, латентные переменные, не доступные для наблюдения, но значение которых может быть важно при диагностировании. Модель наивного байесовского классификатора не учитывает класс латентных переменных и предполагает наличие условной независимости наблюдаемых переменных друг от друга при значении переменной заболевания (переменной класса). Более сложные модели

байесовских классификаторов включают расширенные на дерево байесовские сети доверия (tree-augmented Bayesian network) [34] и расширенные на лес байесовские сети доверия (forest-augmented network). Введение особых латентных переменных так же служит расширением модели наивного байесовского классификатора, и может быть интересно с медицинской точки зрения [75]. Несмотря на практическую неправдоподобность предложения об условной независимости факторов заболевания, модель наивного байесовского классификатора имеет в ряде случаев такую же точность прогноза, что и более сложные модели [20, 34, 57].

Корректность диагностики (классификатора) при помощи интеллектуальной системы оценивается тремя показателями: прогностическая ценность положительного результата (positive predictive value, PPV), чувствительность (sensitivity), специфичность (specificity), ROC-анализ (receiver operating characteristic analysis, операционная характеристика приёмника) позволяет оценить качество бинарной классификации. Кривая ROC отображает зависимость доли верных положительных классификаций (чувствительность) от доли ложных положительных классификаций (единица минус значение показателя специфичности) при варьировании порога решающего правила. Численной характеристикой качества модели классификации служит значение площади под кривой ROC, так называемый показатель AUC (area under the curve). Чем больше площадь под кривой ROC, тем выше предсказательная точность классификации [18, 32].

Эмпирически показано, что интеллектуальные системы диагностики заболеваний, основанные на байесовских сетях доверия, показывают лучшую диагностическую точность, чем врачи-специалисты [40], или принятые методики диагностики [17]. К примеру, интеллектуальная система на основе байесовской сети доверия для срочной диагностики пневмонии (community-acquired pneumonia), построенная по статистическим данным, имеет чувствительность 95%, специфичность 96,5%, PPV 26,8% (что означает, что из четырех сигналов системы о наличии заболевания, только один будет правильным), показатель AUC 0,98 [18].

Важной областью применения байесовских сетей доверия в медицине является диагностика злокачественных опухолей до оперативного вмешательства и проведения биопсии. Такие системы позволяют избегать ненужного медицинского вмешательства в жизнь пациента [17, 24] и экономить человеческие и экономические ресурсы. В работе [24] описана система для оценки риска наличия рака груди при нали-

чии микрокальцификаций, построенная на основе имеющихся результатов исследований и экспертных знаний. Показано, что если риск наличия рака достаточно мал, то нет необходимости в проведении биопсии, что значительно увеличивает значение показателя PPV биопсии с 21,6% до 26,7% (или до 31,2% в зависимости от приемлемого уровня риска — 2% или 10%). Кроме того, на основе анализа кривых ROC было показано, что диагностическая точность такой модели так же хороша, как и диагностическая точность специалиста-радиолога.

В настоящее время известны примеры использования байесовских сетей доверия для диагностики сердечных заболеваний на основе данных эхокардиографии [30], заболеваний печени [53, 71], рака простаты [42], домашней пневмонии [18], лимфомы [46], анемии [72], зубной боли [28], диагностики заболеваний методами традиционной китайской медицины [74]. Наиболее известными интеллектуальными системами диагностики на основе байесовских сетей доверия является система диагностики патологии лимфатических узлов Pathfinder [38].

Аппарат байесовских сетей доверия предлагает методы для выбора подходящего медицинского обследования для уменьшения неопределенности при диагностике заболевания у конкретного пациента [14, 45]. Такие методы основаны на построении информационной меры неопределенности при постановке диагноза. Мера определяется на распределении вероятности, соответствующей переменной заболевания, и может включать в себя стоимость проведения той или иной процедуры [45].

**3. Медицинская прогностика.** Медицинский прогноз определяется как предсказание будущего курса и исхода процессов, связанных с заболеванием, как в случае лечения, так и в случае естественного течения заболевания [9]. Модели медицинской прогностики используются как на индивидуальном уровне для поддержки принятия решений о будущем курсе лечения, так и на уровне групп пациентов для управления ресурсами в здравоохранении [68].

Прогностические байесовские сети доверия позволяют обойти трудности, с которыми сталкиваются традиционные прогностические модели. Предсказание в таких моделях обычно представляет собой одношаговый процесс и не предполагает внесения в модель дополнительных переменных, которые становятся известны с течением времени. Кроме того в общем случае не все переменные, способные повлиять на исход, включаются в модель, например, если два предиктора зависимы, то обычно включается лишь один из них [68].

Медицинский прогноз представляет собой рассуждение в условиях неопределенности [45]. Исход заболевания зависит от последовательно принимаемых решений о лечении, течения болезни в конкретном случае и начального состояния пациента. Формально прогноз определяется как вероятность [45]:

$$\Pr(\text{outcome} | E, T).$$

где  $E$  — доступная информация о пациенте (симптомы, результаты обследований, другие признаки),  $T$  — выбранный ход лечения. Исходом медицинского вмешательства может служить как ожидаемая продолжительность жизни пациента, так и другие аспекты качества его жизни [45].

Качество современной работы с пациентами зависит от экономического и этического обоснования каждого медицинского вмешательства в жизнь пациента [10]. Принципы доказательной медицины [37, 39, 60, 62] утверждают, что диагностика заболеваний и назначение лечения тесно взаимосвязаны и должны производиться с учетом медицинского прогноза для пациента. К примеру, чтобы пойти на крупное хирургическое вмешательство, необходимо принять во внимание качество жизни пациента, ожидаемую продолжительность его жизни, нежелательные последствия приема лекарственных средств, возможность развития осложнений, бюджетные ограничения пациента и стоимость операции. Прогностические модели требуют учета значительного числа факторов, часть из которых выходит за рамки компетенции врача-специалиста.

Математические модели медицинского прогнозирования, в том числе позволяют классифицировать текущее состояние пациента по категориям риска, связанным с его будущим состоянием. Такие модели позволяют численно измерить тяжесть заболевания и состояние здоровья пациента, что используется в страховании жизни и здоровья. Количественная оценка риска альтернативных медицинских вмешательств позволяют избежать врачебных ошибок и принимать обоснованные решения, как со стороны лечащего врача, так и со стороны пациента [33].

В качестве основы для математических моделей прогнозирования состояния здоровья пациентов [10] используются теория принятия решений [8], являющаяся синтезом теории вероятностей и теории полезности, и методы искусственного интеллекта, представляющие модели областей знаний. Модели, опирающиеся на принципы теории принятия решений, включают в себя деревья принятия решений, статистиче-

ские методы (логистическая регрессия), марковские процессы [10]. В рамках искусственного интеллекта, используются модели деревьев принятия решений, нейронных сетей, байесовских сетей доверия и генетических алгоритмов. Существуют прогностические модели, опирающиеся лишь на экспертные знания и качественную информацию о заболевании и его развитии [50]. Другие прогностические модели, часто используемые в анестезиологии, опираются на известные четко установленные физиологические законы, и выражаются при помощи алгебраических уравнений [10].

Прогностические байесовские сети доверия начали развиваться лишь недавно [45]. Байесовские сети доверия позволяют представлять как временные, так и вневременные взаимосвязи между переменными, оказывающими влияние на медицинский прогноз, что обуславливает возможности использования этой модели в медицинском прогнозировании [10]. Известны примеры построения прогностических байесовских сетей в областях онкологии [35, 47] и инфекционных заболеваний [15, 48]. На рисунке представлена общая схема структуры прогностической байесовской сети [45]:

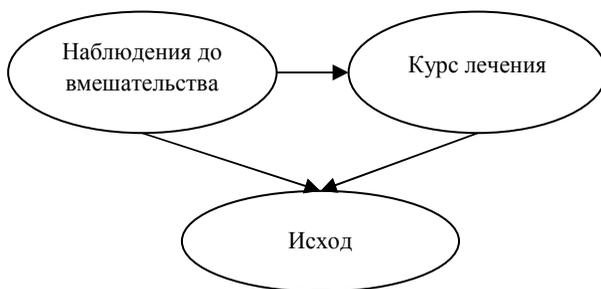


Рис. 1. Общая схема прогностической байесовской сети доверия [45]

Задача выбора курса лечения тесно связана с определением прогноза для всех альтернативных вариантов медицинского вмешательства в жизни пациента. Байесовские сети доверия не предоставляют аппарата для непосредственного принятия решений о выборе курсе лечения среди некоторого набора возможных вариантов, однако используются как составная часть такого прогностического рассуждения, которое опирается на методы теории принятия решений [15, 45, 47]. Так же возможно расширение байесовской сети доверия, которое включает в себя информацию о предпочтениях и решениях, например

диаграммы влияний [45, 63]. Общий вид диаграммы влияний представлен на рисунке [45]:

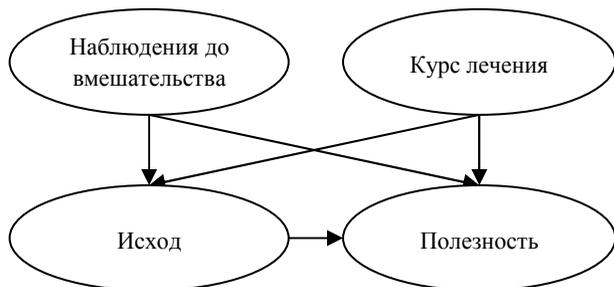


Рис. 2. Схема прогностической БСД в задаче выбора курса лечения (LГАН).

**4. Заключение.** Байесовские сети доверия все чаще используются как основа поддержки принятия решений при предоставлении медицинской помощи пациентам. Автоматизация этого процесса позволяет повышать безопасность пациентов при медицинском вмешательстве в их жизнь, редуцируя влияние человеческого фактора на процесс принятия решений, что является необходимым требованием к современным системам здравоохранения. Именно значительный вклад человеческого фактора на всех этапах заботы о пациентах считается основным источником нежелательных событий, которые влекут за собой вред здоровью пациента, нерациональное использование человеческих и экономических ресурсов, экономический ущерб.

На настоящий момент основными областями применения моделей байесовских сетей доверия являются медицинская диагностика, позволяющая лечащим врачам принимать решения в условиях неопределенности имеющейся информации о состоянии пациента и результатах его лабораторных обследований, и медицинская прогностика, позволяющая принимать обоснованные решения о курсе лечения пациента. Так же появляются работы, посвященные построению моделей распространения заболеваний, которые основаны на модели байесовских сетей доверия [36].

### Литература

1. *Акопов В.И.* Проблема обоснованного риска в медицинской практике // Проблемы экспертизы в медицине. 2001. №1. Т.1. С. 8-10.
2. Страхование (под ред. Г.В. Черновой). М.:ООО «Издательство Проспект». 2007. 426 с.

3. Тулупьев А.Л. Алгебраические байесовские сети: локальный логико-вероятностный вывод: Учеб. пособие. СПб.: СПбГУ; ООО Издательство «Анатолія», 2007. 80 с. (Сер. Элементы мягких вычислений).
4. Тулупьев А. Л., Николенко С. И., Сироткин А. В. Байесовские сети: логико-вероятностный подход. СПб.: Наука, 2006. 607 с.
5. Тулупьев А.Л., Сироткин А.В., Николенко С.И. Байесовские сети доверия: логико-вероятностный вывод в ациклических направленных графах. СПб.: Изд-во С.-Петербург. ун-та. 2009. 400 с.
6. Фильченков А.А. Меры истинности и вероятностные графические модели для представления знаний с неопределенностью // Труды СПИИРАН. 2012. №4. 254-295.
7. Фильченков А.А. Алгебраическая байесовская сеть как основа для медицинской диагностической модели // «Математическое и компьютерное моделирование в биологии и химии. Перспективы развития». Сборник трудов I Международной интернет-конференции. Казань.: Из-во «Казанский университет». 2012.С. 162–166.
8. Фишберн П. Теория полезности для принятия решений. М.: Наука. 1978. 352 с.
9. Abu-Hanna A., Lucas P. J F. Prognostic Models in Medicine: AI and Statistical Approaches // Methods of Information in Medicine. 2001. № 40. P. 1–5.
10. Abu-Hanna A., Lucas P. J F. Prognostic Methods in Medicine // Proceedings of Computational Engineering in Systems Applications 1998 (IMACS-IEEE, UCIS, Lille). 1998.
11. Acida S., de Campos L.M., Fernández-Lunab J.M., Rodríguez S., Rodríguez J.M., Salcedo J.L. A comparison of learning algorithms for Bayesian networks: a case study based on data from an emergency medical service // Artificial Intelligence in Medicine. 2004. Vol. 30. №3. 215-232.
12. Albolino S., Tartaglia R., Bellandi T., Amicosante E., Bianchini E., Biggeri A. Patient safety and incident reporting: Survey of Italian healthcare workers // Quality and Safety in Health Care. 2010. 19. P. i8–i12.
13. Amalberti R, Auroy Y, Berwick D, Barach P. Improving patient care: Five system barriers to achieving ultrasafe health care // Annals of Internal Medicine. 2005. 142. P. 756–764.
14. Andreassen S. Planning of therapy and tests in causal probabilistic networks // ArtifIntell Med. 1992. №4. P. 227–241.
15. Andreassen S., Riekehr C., Kristensen B., Schønheyder H.C., Leibovici L. Using probabilistic and decisiontheoretic methods in treatment and prognosis modeling // ArtifIntell Med. 1999. № 15. P. 121–134.
16. Andrews LB, Stocking C, Krizek T, Gottlieb L, Krizek C, Vargish T, et al. An alternative strategy for studying adverse events in medical care // Lancet. 1997. 349. P. 309–313.
17. Antal P., Verrelst H., Timmerman D., Moreau Y., Van Huffel S., De Moor B., Vergote I. Bayesian Net-works in Ovarian Cancer Diagnosis: Potentials and Limitations // IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems, CBMS 2000, proceedings 13th. 2000. P. 103–108.
18. Aronsky D., Haug P.J. Diagnosing Community-Acquired Pneumonia with a Bayesian Network. Proc AMIA Symp. 1998. P.632-636.
19. Bagnara S., Parlangeoli O., Tartaglia R. Are hospitals becoming high reliability organizations? // Applied Ergonomics. 2010. 41(5). 713–718.
20. Bellazzi R., Zupan B. Predictive data mining in clinical medicine: Current issues and guidelines // International Journal of Medical Informatics. 2008. Vol. 77. № 2. P. 81–97.
21. Bogardus S.T., Holmboe E., Jekel J.F. Perils, Pitfalls, and Possibilities in Talking About Medical Risk // JAMA. 1999. 281(11). P. 1037-1041. doi:10.1001/jama.281.11.1037.
22. Boxwala A.A., Dierks M., Keenan M., Jackson S., Hanscom R., Bates D.W., Sato L. Organization and Representation of Patient Safety Data: Current Status and Issues

- around Generalizability and Scalability // *J Am Med Inform Assoc*. 2004. 11(6). P. 468–478.
23. *Brennan T.A., Leape L.L., Laird N.M., Hebart L., Loralio A.R., Lawthers A.G., et al.* Incidence of adverse events and negligence in hospitalized patients. // *N Engl J Med*. 1991. № 324. P. 370–376.
  24. *Burnside E. S., Rubin D. L., Fine J. P., Shachter R. D., Sisney G. A., Leung W. K.* Bayesian Network to Predict Breast Cancer Risk of Mammographic Microcalcifications and Reduce Number of Benign Biopsy Results: Initial Experience // *Radiology*. 2006. Vol. 240. № 3. P. 666–673.
  25. *Carayon P.* Human factors of complex sociotechnical systems // *Appl Ergon*. 2006. 37(4). P. 525–35.
  26. *Carayon P., Wood K.E.* Patient Safety: The Role of Human Factors and Systems Engineering // *Stud Health Technol Inform*. 2010. № 153. P. 23–46.
  27. *Carayon P., Bass E., Bellandi T., Gurses A., Hallbeck S., Mollo V.* Socio-Technical Systems Analysis in Health Care: A Research Agenda // *IIE Trans Healthc Syst Eng*. 2011. №1(1). P. 145–160.
  28. *Chattopadhyay S., Davis R.M., Menezes D.D., Singh G., Acharya R.U., Tamura T.* Application of Bayesian Classifier for the Diagnosis of Dental Pain // *J Med Syst*. 2012. №36. P. 1425–1439.
  29. *Coiera E.W.* Artificial Intelligence in Medicine: The Challenges Ahead // *J Am Med Inform Assoc*. 1996. №3. P. 363–366. doi:10.1136/jamia.1996.97084510
  30. *Díez F.J., Miraa J., Iturralde E., Zubillagac S.* DIAVAL, a Bayesian expert system for echocardiography // *Artificial Intelligence in Medicine*. 1997. Vol.10. № 1. P. 59–73.
  31. *Effken J.A.* Different lenses, improved outcomes: a new approach to the analysis and design of healthcare information systems // *Int J Med Inform*. 2002. № 65(1). P. 59–74.
  32. *Fawcett T.* An introduction to ROC analysis // *Pattern Recognition Letters*. 2006. № 27. P. 861–874.
  33. *Fenton N., Neil M.* Comparing risks of alternative medical diagnosis using Bayesian arguments // *Journal of Biomedical Informatics*. 2010. № 43. P. 485–495.
  34. *Friedman N., Geiger D., Goldszmidt M.* Bayesian networks classifiers // *Mach. Learn*. 1997. № 29. P. 131–163.
  35. *Galan SF, Aguado F, Díez FJ, Mira J.* NasoNet: joining Bayesian networks and time to model nasopharyngeal cancer spread // *Proceedings of the Eighth International Conference on Artificial Intelligence in Medicine in Europe (AIME 2001)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence (LNAI) 2101. 2001. Berlin: Springer-Verlag. P. 207–216.
  36. *Getoor L., Rhee J.T., Koller D., Small P.* Understanding tuberculosis epidemiology using structured statistical models // *Artificial Intelligence in Medicine*. 2004. 30. P. 233–256
  37. *Guyatt G., Cairns J., Churchill D., Cook D., Haynes B., Hirsh J., Irvine J., Levine M., Levine M., Nishikawa J., Sackett D., Brill-Edwards P., Gerstein H., Gibson J., Jaeschke R., Kerigan A., Neville A., Panju F., Detsky A., Enkin M., Frid P., Gerrity M., Laupacis A., Lawrence V., Menard J., Moyer V., Mulrow C., Links P., Oxman A., Sinclair J., Tugwell P.* Evidence-Based Medicine: A New Approach to Teaching the Practice of Medicine // *JAMA*. 1992. № 268(17). P. 2420–2425. doi:10.1001/jama.1992.03490170092032.
  38. *Heckerman D.* Probabilistic similarity networks // *Networks*. 1990. № 20. P. 607–636
  39. *Karthikeyan G., Pais P.* Clinical judgment & evidence-based medicine: time for reconciliation // *Indian J Med Res*. 2010. № 132(5). P. 623–626. doi: 10.4103/0971-5916.73418
  40. *Kononenko I.* Inductive and Bayesian Learning in Medical Diagnosis // *Applied Artificial Intelligence: An International Journal*. 1993. Vol. 7. № 4. P. 317–337.

41. *Kononenko I.* Machine learning for medical diagnosis: history, state of the art and perspective // *Artificial Intelligence in Medicine*. 2001. Vol. 23. № 1. P. 89–109
42. *Lacave C., Diez F.J.* Knowledge Acquisition in PROSTANET – A Bayesian network for diagnosis prostate cancer // *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems. Lecture Notes in Computer Science*. 2003. Vol. 2774. P. 1345–1350
43. *Leape L.L.* Error in medicine // *JAMA*. 1994. № 272. P. 1851–1857.
44. *Leape L.L., Berwick D.M.* Five years after To Err Is Human: What have we learned? // *Journal of the American Medical Association*. 2005. № 293(19). P. 2384–2390.
45. *Lucas P., van der Gaag L., Abu-Hanna A.* Bayesian networks in biomedicine and healthcare // *Artificial Intelligence in Medicine*. 2004. №30. P. 201–214.
46. *Lucas P.J.F., Boot H., Taal B.* A decision-theoretic network approach to treatment management and prognosis // *Knowledge-Based Systems*. 1998. Vol. 11. № 5–6. P. 321–330.
47. *Lucas P.J.F, Boot H, Taal B.G.* Computer-based decision-support in the management of primary gastric non-Hodgkin lymphoma // *Meth Inform Med*. 1998. №37. P. 206–219.
48. *Lucas P.J.F., De Bruijn N.C., Schurink K., Hoepelman I.M.* A probabilistic and decision-theoretic approach to the management of infectious disease at the ICU // *ArtifIntell Med*. 2000. № 19(3). P. 251–279.
49. *Mohr J., Batalden P, Darach P.* Integrating patient safety into the clinical microsystem // *Qual Saf Health Care*. 2004. № 13(Suppl 2). P. ii34–ii38.
50. *Mozetič I.* Diagnostic efficiency of deep and surface knowledge in KARDIO // *Artificial Intelligence in Medicine*. Vol.2. № 2. P. 67–83.
51. *Nikovsky D.* Constructing Bayesian networks for medical diagnosis from incomplete and partially correct statistics // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2000. Vol. 12. № 4. P. 509–516.
52. *Olsen S, Undre S, Vincent C.* Safety in surgery: First steps towards a systems approach // *Clinical Risk*. 2005. №11. P. 190–194.
53. *Onisko A., Druzdel M.J., Wasylyuk H.A.* Probabilistic Causal Model for Diagnosis of Liver Disorders // *In Proceedings of the Seventh International Symposium on Intelligent Information Systems (IIS—98)*. 1998.
54. *Patel V.L., Shortliffe E.H., Stefanelli M., Szolovits P., Berthold M.R., Bellazzi R., Abu-Hanna A.* The Coming of Age of Artificial Intelligence in Medicine // *Artif Intell Med*. 2009. № 46(1). P. 5–17. (BN\_3)
55. *Pearl J.* *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*. NYC: Morgan Kaufmann, 1988. 552 pp.
56. *Plsek P.E., Greenhalgh T.* The challenge of complexity in health care // *BMJ*. 2001. № 323(7313). P. 625–628.
57. *Provan G.M., Singh M.* Data Mining and Model Simplicity: A Case Study in Diagnosis // *KDD-96 Proceedings*. 1996. P. 57–62.
58. *Purdy G.* ISO 31000:2009—Setting a new standard for risk management // *Risk Anal*. 2010. № 30(6). P. 881–886. doi: 10.1111/j.1539-6924.2010.01442.x.
59. *Reason J.T.* Understanding adverse events: human factors // In: Vincent CA, editor. *Clinical risk management*. London: BMJ Publications. 1995. P. 31–54.
60. *Rosenberg W., Donald A.* Evidence based medicine: an approach to clinical problem-solving // *British Medical Journal*. 1995. Vol. 310. № 6987 P. 1122–1126.
61. *Rothman K.J.* *Epidemiology: An Introduction*. 2002. 223 p.
62. *Sackett D.L.* Evidence-based medicine // *Seminars in Perinatology*. 1997. Vol. 21. № 1. P. 3–5.
63. *Shachter R.D.* Evaluating influence diagrams // *Oper Res*. 1986. № 34(6). P. 871–882.
64. *Sitting F., Singh H.* A New Socio-technical Model for Studying Health Information Technology in Complex Adaptive Healthcare Systems // *Qual Saf Health Care*. 2010. Suppl 3. P. i68–i74.

65. *Spiegelhalter D.J., Knill-Jones R.P.* Statistical and knowledge-based approaches to clinical decision-support systems // *Journal of the Royal Statistical Society. Series A.* 1984. No. 147. P. 35-77.
66. *Stanhope N., Vincent C.A., Adams S., O'Connor A.M., Beard R.W.* Applying human factors methods to clinical risk management in obstetrics // *Br J Obstet Gynaecol.* 1997. № 104. P. 1225-1232.
67. *Twardy C.R., Nicholson A.E., Korb K.B., McNeil J.* Epidemiological data mining of cardiovascular Bayesian networks // *electronic Journal of Health Informatics.* 2006. № 1(1). e3.
68. *Verduijn M., Peek N., Rosseel P.M., de Jonge E., de Mol B.A.* Prognostic Bayesian networks I: rationale, learning procedure, and clinical use // *Journal of Biomedical Informatics.* 2007. № 40(6). P. 609-618.
69. *Vincent C.A.* Risk, safety and the dark side of quality // *BMJ.* 1997. № 314. P. 1775-1776.
70. *Vincent C., Taylor-Adams S., Stanhope V.* Framework for analyzing risk and safety in clinical medicine // *BMJ.* 1998. № 316(7138). P. 1154-1157.
71. *Wasyluk H., Onisko A., Druzdel M.J.* Support of diagnosis of liver disorders based on a causal Bayesian network model // *Medical Science Monitor.* 2001. № 7(Suppl. 1). P. 327-332.
72. *Wiegerincka W.A.J.J., Kappena H.J., ter Braakb E.W.M.T., ter Burgc W.J.P.P., Nijmana M.J., Ob Y.L., Neijth J.P.* Approximate inference for medical diagnosis // *Pattern Recognition Letters.* 1999. Vol. 20. №11-13. P. 1231-1239.
73. World Health Organization. WHO Draft Guidelines for Adverse Event Reporting and Learning Systems. 2005.
74. *Xuwei Wang, Haibin Qu, Ping Liu, Yiyu Cheng* A self-learning expert system for diagnosis in traditional Chinese medicine // *Expert Systems with Applications.* 2004. №26. P. 557-566.
75. *Zhang N.L., Nielsen T.D., Jensen F.V.* Latent variable discovery in classification models // *Artificial Intelligence in Medicine.* 2004. Vol. 30. №3. P. 283-299.

**Поддержка исследований.** Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, гранты № 12-01-00945-а, 12-01-31202-мол\_а.

**Мусина Валерия Фуатовна** — младший научный сотрудник лаборатории теоретических и междисциплинарных проблем информатики СПИИРАН, студент магистратуры экономического факультета СПбГУ. Область научных интересов: случайные процессы, вероятностное и статистическое моделирование, биостатистика, вероятностные графические модели. Число научных публикаций — 13. ALT@iias.spb.su, www.tulupuev.spb.ru; СПИИРАН, 14-я линия В.О., д. 39, г. Санкт-Петербург, 199178, РФ; р.т. +7(812)328-3337, факс +7(812)328-4450.

**Musina Valeriya Fuatovna** — junior research fellow Theoretical and Interdisciplinary Computer Science Laboratory, SPIIRAS, graduate student of Faculty of Economics at Saint Petersburg State University. Research area: stochastic processes, probabilistic and statistic modelling, biostatistics, probabilistic graphical models. Number of publications — 13. ALT@iias.spb.su, www.tulupuev.spb.ru; SPIIRAS, 14-th line V.O., 39, St. Petersburg, 199178, Russia; office phone +7(812)328-3337, fax +7(812)328-4450.

Рекомендовано ТИМПИ СПИИРАН, зав. лаб. А.Л. Тулупьев, д.ф.-м.н., доцент.  
Статья поступила в редакцию 23.01.2013.

## РЕФЕРАТ

### **Мусина В.Ф. . Байесовские сети доверия как вероятностная графическая модель для оценки медицинских рисков.**

Оценка медицинских рисков используется как в риск-менеджменте организации здравоохранения, так и в страховой деятельности при индивидуальном страховании жизни.

В рамках системного подхода к анализу рисков медицинская система представляют собой социо-техническую систему, в которой значительным является влияние человеческого фактора. В силу неопределенности, связанной с наличием влияния человеческого фактора на всех этапах работы с пациентом, лечащие врачи и сотрудники учреждения здравоохранения вынуждены принимать решения, связанные с диагностикой заболеваний и выбором курса лечения пациента, в условиях неопределенности, что часто ведет к возникновению нежелательных последствий медицинского вмешательства в жизнь пациента. Такие нежелательные события влекут за собой вред здоровью пациента, нерациональное использование человеческих и экономических ресурсов, экономический ущерб. Возникает задача оценки медицинских рисков. Для оценки медицинских рисков и построения систем поддержки принятия решений в медицинской диагностике и прогностике используются методы искусственного интеллекта.

Цель данной статьи заключается в анализе современного состояния применения аппарата байесовских сетей доверия для оценки медицинского риска и поддержки принятия решений в условиях неопределенности, в частности, в контексте риск-менеджмента медицинских организаций и оценке страховых рисков.

Задачи риск-менеджмента медицинских организаций и оценке страховых рисков тесно связаны с задачей классификации индивида по группам медицинских рисков, что обуславливает распространенность моделей классификаторов при оценке медицинских рисков. На настоящий момент основными областями применения моделей байесовских сетей доверия являются медицинская диагностика, позволяющая лечащим врачам принимать решения в условиях неопределенности имеющейся информации о состоянии пациента и результатах его медицинских обследований, и медицинская прогностика, позволяющая принимать обоснованные решения о курсе лечения пациента. Так же появляются работы, посвященные построению моделей распространения заболеваний, которые основаны на модели байесовских сетей доверия.

## SUMMARY

### Musina V.F. **Bayesian belief networks as probabilistic graphical model for medical risk assessment.**

Medical risks assessment can be used in risk-management of health care organization as well as in the individual life insurance.

In the framework of system risk analysis medical system is socio-technical system with crucial impact of human factor. Practicing doctors and other staff of the health care organization are forced to make diagnostic and prognostic decisions under uncertainty which is associated with the influence of human factor at all stages of patient's health care. This situation leads to occurrence of adverse effects of medical intrusions to patient's life. These effects negatively affect patient's health; result in irrational use of human and economic resources, economic losses. The problem of medical risks assessment comes up. Methods of artificial intelligence are used in the medical risks assessment and decision making in diagnostics and prognostics support systems' construction.

The goal of the paper is state-of-art analysis of Bayesian belief networks use for medical risk assessment and decision making under uncertainty support in particular in the framework of health care organizations' risk management and insurance risk assessment.

Problems of health care organizations' risk management and insurance risk assessment are associated with classification of individual on different medical risk levels; classification models are popular in the research area. For this moment Bayesian belief network based models are used generally in the medical diagnostics, allowing practitioners make decisions under uncertainty of available information on patient's state and medical examinations, and medical prognostics, allowing practitioners make evidence-based decisions on treatments. Some papers devoted to the problem of disease transmission Bayesian belief network based models' construction.