

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОПЫТА С ПОМОЩЬЮ СЕТЕЙ БАЙЕСА КАК МЕТОД ИССЛЕДОВАНИЯ ИНТУИЦИИ

А.Ю. Попов

Рассматриваются перспективы и возможности применения эмпирико-статистического метода моделирования опыта с помощью сетей Байеса в исследовании феноменов интуиции. Интуиция рассматривается с позиций когнитивных систем обработки информации. Такое понимание обнаруживает характеристики интуиции, которые с трудом поддаются изучению с помощью традиционных методов психодиагностики. Моделирование опыта с помощью сетей Байеса предлагается как решение этой проблемы.

Ключевые слова: интуиция, когнитивные системы, моделирование опыта, сети Байеса.

Проблема

Современная российская психодиагностика постепенно намечает пути выхода из кризиса, и технология создания тестов становится более качественной. Однако и само время «подбрасывает» психологии все новые задачи, многие из которых принципиально невозможно решить средствами традиционной психодиагностики. Среди таких новых задач – исследование экспертного опыта и принятия решений, в том числе в ситуациях неопределенности. В этой области психологии происходит постановка акцента на такие (зачастую возводимые в ранг мистических) понятия, как интуиция, опыт, предчувствие и т. д. Возникает проблема. С одной стороны, простой жизненный опыт подсказывает, что существование такого рода явлений очевидно. С другой, – психологическая наука со своим традиционным психодиагностическим и экспериментальным аппаратом подбирается к этим явлениям разве что косвенным образом [1].

Некоторое сближение наблюдается при применении к понятиям интуиции и экспертного опыта открытий в области эвристик мышления [15, 16].

Эвристику можно определить как особый способ мышления в ситуации неопределенно-

сти, который приводит к довольно точным, но все же дающим ошибки выводам и решениям. То есть это «приблизительный» способ обработки информации, приводящий к «приблизительным», но вполне достаточным в данных условиях решениям [15]. В этом плане понятие эвристики оказывается тесно связанным с понятием интуиции. Так, Тверски и Каннеман предлагают выделять интуицию и (логическое) мышление как две самостоятельные психические системы, а эвристики (которые и составляют основу интуитивного принятия решений) рассматривают как промежуточный процесс между автоматической обработкой данных восприятия и целенаправленными операциями мышления [16]. В последние годы при рассмотрении интуиции подход с позиций эвристики обогащается еще одним подходом – с позиций научения [12]. Согласно этому подходу, интуиция (как эвристика) основана на целом потоке предшествующего опыта. Поэтому интуиция целостна и может приводить к весьма точным суждениям и решениям при условии, что в опыте содержится репрезентативная выборка ситуаций / условий. Таким образом, в отличие от целенаправленных операций мышления, интуиция отражает в первую очередь не особенности зада-

* Работа выполнена при финансовой поддержке гранта Президента РФ МК-263.2011.6.

чи, а особенности опыта по обращению с такого рода задачами [9].

Так, Т. Бетш пишет: «Опыт снабжает индивида обширной базой данных, на основе которой может работать интуиция. Как будет показано далее, интуиция способна отражать одновременно всю совокупность опыта, приобретенного в связи с каким-либо объектом или явлением. Следовательно, интуиция способна приводить к высокоточным суждениям и решениям при условии, что выборка ситуаций опыта репрезентативна для данной задачи» [5, с. 6].

Понятно, что в условиях, когда опыт обширен, интуитивная (мгновенная, параллельная) обработка информации может выигрывать перед целенаправленной сознательной мыслительной обработкой в плане успешности прогнозов и решений. Т. Бетш указывает на то, что при наличии репрезентативного и богатого опыта бессознательное, как показывают эмпирические исследования, принимает решения лучше, чем сознательное – зачастую неожиданно для самого эксперта [6]. Г. Клайн заявляет, что опытные эксперты зачастую выполняют деятельность лучше, когда полагаются целиком на интуицию, нежели в тех случаях, когда начинают детальный анализ проблемы [17,18]. Хогарт также указывает на то, что «интуиция является результатом приобретения опыта, индивидуальные различия в интуиции отражают индивидуальные различия в опыте, а сама интуиция является содержательно-зависимой (domain specific)» [12, с. 95]. Имеется в виду – нет общей интуиции, есть интуиция в какой-то области.

Таким образом, среди основных характеристик интуитивной обработки информации (как психической системы, занимающей промежуточное положение между автоматическим восприятием и сознательной мыслительной обработкой) называются:

1) параллельность (Т. Бетш прямо называет соответствующие психические системы – интуицию и мышление – «параллельной» и «последовательной»). Параллельность обработки информации предполагает возможность принимать во внимание сразу множество разноплановых факторов, что феноменологически может выглядеть как инсайт, озарение, внезапно пришедшее из «ниоткуда» решение и т. д.;

2) зависимость от опыта и использование опыта в качестве своеобразной «базы данных» для интуитивных решений;

3) использование эвристик (что предполагает невозможность смоделировать интуитивные решения сугубо логическими / математическими методами);

4) работа в ситуации сильной неопределенности / неполноты / приближенности информации.

Напрашивается такая постановка задачи: возможна ли психодиагностическая система, которая позволила бы смоделировать опыт эксперта и использовать его для диагностики / прогноза тех выводов и решений, к которым эксперт будет приходить в определенной практической области. Например, возможно ли смоделировать опыт психотерапевта, чтобы стало возможным предсказание стратегий его поведения с клиентом. Или возможно ли смоделировать опыт солдата, чтобы предсказать, как он поведет себя при возникновении конкретной экстремальной ситуации? Другими словами – возможно ли эмпирическое и психодиагностическое изучение эвристик мышления и интуиции экспертов как в групповом, так и в индивидуальном варианте?

На наш взгляд, решение этой проблемы следует искать в новых подходах к пониманию таких основополагающих для эмпирической психологии категорий, как вероятность, репрезентативность, зависимая и независимая переменная и др. Богатый материал для инновационных разработок в этой области предоставляется таким методом статистического моделирования, как сети Байеса.

Сети Байеса: общая характеристика

Сети Байеса – это сетевые статистические модели, призванные описывать и анализировать объекты и системы, характеризующиеся высокой степенью неопределенности. Способность описывать высоконеопределенные системы – то, что отличает сети Байеса от других методов, основанных на традиционном понимании вероятности, например, от метода нейронных сетей. Так, нейронные сети могут применяться только к достаточно большим матрицам данных, предоставляющим исчерпывающую информацию (в том смысле, что в этой матрице не должно содержаться пропущенных данных ни в одной из ячеек) [7, 26, 27]. Благодаря своим гибким механизмам пропагации (распространения вновь полученной информации вверх и вниз по дереву переменных), сети Байеса позволяют делать вероятностные выводы об интересующих исследователя переменных даже в

условиях незнания точных значений большинства независимых переменных. Такое сложно представить в традиционных методах статистического анализа: например, можно ли вычислить вероятность того, что зависимая переменная в регрессионном анализе примет данное конкретное значение, если мы узнали точное значение двух из десяти независимых переменных? Сети Байеса позволяют обновлять такие вероятности в реальном времени, с каждой единицей вновь поступающей информации.

Сферы применения сетей Байеса – создание интеллектуальных средств принятия обоснованных решений, создание систем сплава разноплановых данных, интеллектуальные средства диагностики, минирование данных [4, 20, 28]. Вообще, сети Байеса представляют собой одну из моделей и техник искусственного интеллекта [25].

Моделирование опыта

с помощью сетей Байеса: общая логика

В наиболее общем плане логика психологического исследования в случае применения сетей Байеса для моделирования опыта может выглядеть так [8, 10, 13, 14, 20, 21, 23–25].

1. Исследователь определяет исходную проблему – *утилитарную переменную* (utility node). Утилитарная переменная – это та операционализованная переменная, изменение которой в конечном итоге интересует ученого.

2. Исследователь теоретически определяет основные (на его взгляд) *переменные* (nature nodes), которые оказывают влияние на *утилитарную переменную*. Переменные в терминах сети Байеса обозначаются как узлы (nodes), которые подразделяются на несколько типов – естественные (nature nodes), узлы решений (decision nodes) и утилитарные (utility nodes). Узлы решений – это те переменные, значения которых при взаимодействии с объектом определяет сам экспериментатор. Кодирование определенных узлов в сети как узлов решений позволяет проводить вычисления оптимальных значений этих узлов для максимизации искомого значения утилитарных переменных. Таким образом, сеть Байеса позволяет обозначить некоторые ключевые точки взаимодействия, а затем заставить сеть «советовать» экспериментатору, каковы должны быть воздействия в этих точках, чтобы максимально увеличить вероятность достижения искомого результата.

3. Исследователь определяет *дополнительные переменные*, которые не оказывают непосредственного влияния на утилитарную переменную, но могут влиять на другие переменные, которые, в свою очередь, повлияют на утилитарную. Таким образом, сеть разрабатывается «вширь».

4. Исследователь определяет удобную для него *шкалу измерения* каждой из переменных. Моделирование опыта с помощью сетей Байеса предоставляет в этом плане большую свободу – переменные могут быть как количественными, так и качественными, как непрерывными, так и дискретными [13, 14, 20].

5. На пятом этапе исследователь занимается **определением первоначальных условных вероятностей**. Условная вероятность – это вероятность наступления события Б при условии, что перед этим произойдет событие А. Понятие условной вероятности позволяет анализировать *процессы*: в этом случае говорят о переходных вероятностях (т.е. вероятности перехода системы из одного состояния в другое). Так, например, на анализе таблиц условных (переходных) вероятностей целиком основаны цепи Маркова [11]. Некоторые из условных вероятностей между некоторыми из переменных могут быть известны еще до начала получения психологического опыта.

6. На шестом этапе проводится *обучение сети* (набор опыта). Обучение сети происходит путем увеличения размера выборки и модификации (уточнения) исходных условных вероятностей [10, 19, 22]. При этом даже при небольших выборках и принципиально неполной информации сеть может функционировать. С каждым новым респондентом, обучающим сеть, улучшаются параметры предсказания утилитарной переменной, следовательно, вырабатывается все более оптимальная стратегия взаимодействия с клиентом [8, 10, 14].

7. Седьмой этап связан с исследованием пригодности сети и количественной характеристикой ее интересубъективности, распространяемости на новые выборки, новые условия, новых экспериментаторов и т.д. Этот этап может быть назван этапом *оценки и совершенствования сети*.

Упрощенный гипотетический пример

Представим себе гипотетическую ситуацию проведения таможенного досмотра на рейсе из некоторой азиатской страны. Есть

основания предполагать, что некоторые из пассажиров этого рейса провозят в багаже или в желудке запрещенные наркотические вещества. Задача сотрудника таможенной службы, проводящего досмотр и опрос пассажира – оперативно (и во многом интуитивно) определить, является ли данный пассажир подозрительным и следует ли отправлять его на медицинский досмотр. Известно, что обнаружить «глотателя» можно лишь по результатам медицинского анализа, однако это длительная процедура, и с рейса в 100–150 человек, как правило, можно отправить на медосмотр не более 10 пассажиров. В этом заключается экспертная проблема таможенника, которая предъявляет повышенные требования к его опыту и интуиции.

Допустим также, что некоторая приближенная модель (последовательность) мышления таможенника при проведении досмотра может выглядеть следующим образом (этот пример будет представлять собой упрощенное

дерево принятия решений, которое затем может быть смоделировано с применением сети Байеса – табл. 1).

Вычисление условных вероятностей

Допустим, необходимо определить, какова вероятность обнаружения значительного количества запрещенных веществ при следующем стечении обстоятельств: $E1 = \langle \text{да} \rangle$, $P1 = 2$, $E2 = 1$, $P2 = 2$, $E3 = 2$.

Обозначим эту проблему следующей формулой:

$$P(P3=1 \wedge E3=2 \wedge P2=2 \wedge E2=1 \wedge P1=2 \wedge E1=1).$$

Эта формула выражает вероятность (P) возникновения именно данной последовательности событий. Значок \wedge отражает логическое «И». В соответствии с теоремой Байеса:

$$P(B|A)=P(A \wedge B)/P(A), \tag{1}$$

где $B|A$ обозначает условную вероятность: вероятность появления B при условии, что A верно.

Таблица 1

Упрощенный гипотетический пример

Шаг	Обозначение переменной	Значения, которые может принимать переменная
Определить, проявляет ли пассажир видимые признаки нервозности	$E1$ (естественная, т. е. не зависящая от самого эксперта переменная)	1 = «да» 0 = «нет»
Сформулировать первую просьбу/вопрос	$P1$ (переменная решения, т. е. зависящая от выбора самого эксперта-таможенника)	1 = просьба открыть багаж 2 = прямой вопрос о том, есть ли у пассажира запрещенные вещества 3 = просьба подождать в стороне 4 = просьба пассажиру назвать, какие запрещенные вещества он знает
Определить реакцию пассажира на первую просьбу / вопрос	$E2$	1 = «признаки нервозности усилились» 2 = «признаки нервозности не усилились»
Сформулировать второй вопрос	$P2$	1 = вопрос о предполагаемом месте работы (Где вы будете работать? Как фамилия начальника?) 2 = вопрос о предполагаемом месте проживания (Где вы будете жить? Как туда добраться?) 3 = вопрос на знание города (В каком районе находится место вашей работы?)
Определить реакцию пассажира на второй вопрос	$E3$	1 = ответ выглядит заученным 2 = ответ демонстрирует ясное понимание 3 = ответ «скомканный» и путанный
Принять решение об отправлении на медицинский осмотр и оценить наличие запрещенных веществ	$P3$	1 = запрещенные вещества обнаружены в значительном количестве 2 = запрещенные вещества обнаружены в незначительном количестве 3 = запрещенные вещества не обнаружены

Примечание. Приведенный упрощенный пример включает в себя одну утилитарную переменную ($P3$), три естественные ($E1$, $E2$, $E3$) и две переменные решения ($P1$, $P2$). Дополнительные переменные в целях иллюстрации не рассматриваются.

Следовательно,
 $P(A \wedge B) = P(B|A) * P(A)$. (2)

В нашем примере можно выразить вероятность получения искомой последовательности так:

$$P(P3=1 \wedge E3=2 \wedge P2=2 \wedge E2=1 \wedge P1=2 \wedge E1=1) = \\ = P(P3=1 | E3=2 \wedge P2=2 \wedge E2=1 \wedge P1=2 \wedge E1=1) * \\ * P(E3=2 | P2=2 \wedge E2=1 \wedge P1=2 \wedge E1=1).$$

Для дальнейшего сокращения этой формулы применяется дополнительное предположение, лежащее в основе сети – предположение о независимости значений некоторых переменных. Так, например, в построенной нами гипотетической сети предполагается, что переменная E3 не зависит напрямую от переменной E1 (хотя сеть могла бы быть построена и по-другому).

$$P(E3=2 | E1=1) = P(E3=2).$$

Это дополнительное условие независимости позволяет сократить формулу до следующих масштабов:

$$P(P3=1 \wedge E3=2 \wedge P2=2 \wedge E2=1 \wedge P1=2 \wedge E1=1) = \\ = P(P3=1 | E3=2) * P(E3=2 | P2=2) * \\ * P(P2=2 | E2=1) * P(E2=1 | P1=2) * \\ * P(P1=2 | E1=1) * P(E1=1).$$

Таким образом, вероятность возникновения во взаимодействии искомой последовательности шагов может быть вычислена из условных вероятностей, охватывающих дочерние переменные и ближайшие родительские переменные для каждого из узлов построенной сети Байеса. Это замечательное свойство уравнения позволяет высчитывать вероятность наступления общего события из вероятностей наступления более частных событий *по отдельности*. Следовательно, можно брать эти более частные вероятности из уже существующих эмпирических исследований и включать их в более общую сеть. То же самое, впрочем, происходит и тогда, когда страховой агент (например) читает статью о новой диалоговой технике в работе с клиентами и начинает применять ее на собственном опыте.

Обучение сети Байеса

Опыт (experience) в сети Байеса является не только характеристикой величины выборки, но и статистическим термином. По сути, понятие опыта приводит к пересмотру традиционного понимания вероятности. Поясним это положение.

Вероятность наступления того или иного события не содержит в себе никакой информации относительно того, насколько исследователь *уверен* в его наступлении. Представим,

что перед нами мешок с белыми и черными мячами, нам необходимо достать один из мячей, и мы не располагаем никакой дополнительной информацией. В этом случае вероятность вытягивания черного мяча можно оценить в 50 процентов, однако уверенности в этой оценке мало. Теперь представим ситуацию, в которой нам довелось заранее пересчитать все мячи в мешке, и оказалось, что их по 20 каждого цвета. В этом случае вероятность вытягивания черного мяча также можно оценить в 50 процентов, но теперь степень уверенности в этой оценке куда выше. Разница между этими двумя ситуациями становится очевидной тогда, когда мы обращаемся к процессу научения, приобретения опыта [22].

Допустим, мы вытягиваем из мешка три белых мяча подряд. В таком случае в первой ситуации (когда мы не знаем заранее количество мячей разного цвета) наша оценка вероятности того, что следующий мяч будет белым, должна составлять более 50 % – мы получили опыт, свидетельствующий о том, что в мешке, вероятно, больше белых мячей. Во второй ситуации оценка вероятности вытягивания белого мяча в четвертый раз будет ниже 50 процентов – мы знаем, что в мешке осталось больше черных мячей, нежели белых. Таким образом, две различные ситуации дают различные выводы. В связи с этим нам необходим более детализированный способ описания нашего изначального знания (что-то помимо простой пятидесятипроцентной вероятности) [22].

В программном пакете Netica, ориентированном на построение сетей Байеса, такой детализированный способ описания реализуется путем спецификации для каждой переменной сети таблицы условных вероятностей и таблицы опыта. Таблица опыта содержит одно число для каждой строки таблицы условных вероятностей, причем это число тесным образом связано с количеством наблюдений, подчиняющихся информации, приведенной в строке таблицы условных вероятностей.

Для иллюстрации рассмотрим в нашем гипотетическом примере взаимодействие переменных E1, P1 и P3.

Допустим, мы имеем дело с новичком, который еще ни разу не досматривал пассажиров. До начала процесса обучения – и если таблицы условных вероятностей не были заполнены напрямую экспертом – сеть пребывает в состоянии полного «невежества», что означает одинаковые условные вероятности

для всех комбинаций переменных и самые низкие коэффициенты опыта (обычно 1). Каждый новый случай видоизменяет одну из строк таблицы условных вероятностей. Рассмотрим это на примере таблицы условных вероятностей и опыта для нашего гипотетического примера (табл. 2).

Новый показатель опыта находится по формуле

$$exper' = exper + degree, \quad (3)$$

где *degree* – константа, определяемая экспериментатором и задающая «вес» того или иного испытуемого в общей картине опыта, *exper* – предшествующий показатель опыта, *exper'* – новый показатель опыта.

Вероятность того состояния исследуемой переменной, которое согласуется с наблюдае-

мым случаем (в нашем примере это обнаружение незначительного количества запрещенных веществ), изменяется согласно формуле:

$$prob_c' = (prob_c * exper + degree) / exper', \quad (4)$$

где *prob_c* – предшествующий показатель условной вероятности того состояния переменной, которое согласуется с наблюдаемым случаем, *prob_c'* – новый показатель

Остальные вероятности в строке таблицы меняются согласно формуле:

$$prob_i' = (prob_i * exper) / exper', \quad (5)$$

где *prob_i* – исходный показатель условной вероятности того состояния переменной, которое не согласуется с наблюдаемым случаем, *prob_i'* – новый показатель.

Таким образом, в нашем случае вероят-

Таблица 2

Модификация таблицы условных вероятностей для утилитарной переменной (обнаружение запрещенных веществ) при приобретении сетью Байеса одной единицы дополнительного опыта (например, первый досмотр пассажира)

Состояние 1: нет опыта

Действие таможенника	Поведение пассажира	Обнаружены ли запрещенные вещества			Опыт
		Да, значительное количество	Да, незначительное количество	Нет	
1 (просьба открыть багаж)	1 (нервничает)	5	5	90	1
1 (просьба открыть багаж)	2 (не нервничает)	5	5	90	1
2 (прямой вопрос)	1 (нервничает)	5	5	90	1
2 (прямой вопрос)	2 (не нервничает)	5	5	90	1
3 (просьба подождать в стороне)	1 (нервничает)	5	5	90	1
3 (просьба подождать в стороне)	2 (не нервничает)	5	5	90	1
4 (просьба назвать вещества)	1 (нервничает)	5	5	90	1
4 (просьба назвать вещества)	2 (не нервничает)	5	5	90	1

Состояние 2: был один пассажир, обнаружено незначительное количество запрещенных веществ

Действие таможенника	Поведение пассажира	Обнаружены ли запрещенные вещества			Опыт
		Да, значительное количество	Да, незначительное количество	Нет	
1 (просьба открыть багаж)	1 (нервничает)	2,5	52,5	45	2
1 (просьба открыть багаж)	2 (не нервничает)	5	5	90	1
2 (прямой вопрос)	1 (нервничает)	5	5	90	1
2 (прямой вопрос)	2 (не нервничает)	5	5	90	1
3 (просьба подождать в стороне)	1 (нервничает)	5	5	90	1
3 (просьба подождать в стороне)	2 (не нервничает)	5	5	90	1
4 (просьба назвать вещества)	1 (нервничает)	5	5	90	1
4 (просьба назвать вещества)	2 (не нервничает)	5	5	90	1

Примечание. В таблице содержится допущение, что общее количество пассажиров, провозящих запрещенные вещества – 10 процентов (это «фоновые» знания таможенника), в то время как соотношение пассажиров, провозящих значительное и незначительное количество запрещенных веществ – 50 на 50. Значение опыта «1» означает полное отсутствие опыта. Изменилась первая строка таблицы. Радикальные изменения обусловлены малым размером выборки. Очевидно, что на поздних этапах обучения сети изменения условных вероятностей будут более сглаженными. Значение опыта показывает степень «доверия» к приведенным условным вероятностям. Таким образом, разные части сети Байеса могут характеризоваться разным размером выборки.

ность обнаружения незначительного количества запрещенных веществ = $(0,05 * 1 + 1) / 2 = 0,525$.

Вероятность обнаружения значительного количества запрещенных вещества = $0,05 * 1 / 2 = 0,025$.

Вероятность того, что запрещенные вещества не будут обнаружены = $0,9 * 1 / 2 = 0,45$

Опыт (для первой строки таблицы) = $1 + 1 = 2$.

Преимущество заключается в том, что такая логика дает возможность сети функционировать в условиях очень высокой неопределенности. Поскольку при вычислении значений нижележащих переменных используются все вышележащие переменные, модификация этой (одной) таблицы условных вероятностей приведет к модификации и общего прогноза значения утилитарной переменной, а значит, улучшит прогностическую способность сети.

Другими словами, сеть Байеса, в отличие от традиционных для эмпирической психологии статистических процедур, может обучаться локально, т. е. «кусками». Причем обучение разных «кусков» может проходить по-разному: в итоге лоскуты собираются в одно «одеяло». Обучение различных локальных областей («кусков») сети может происходить с помощью: 1) прямого заполнения таблиц условных вероятностей экспертами (на основе литературных эмпирических данных или обоснованного экспертного суждения), 2) напрямую из получаемых данных (эмпирическое обучение сети). В итоге мы получаем экспертную сеть, в которой различные «куски» основаны на разного рода данных, на разных по размеру выборках и на разных экспериментальных исследованиях. Одни из этих «кусков» более эмпирически обоснованы, другие – менее; эта обоснованность выражается в таблицах опыта (см. выше). Тем не менее, вся сеть может начинать функционировать уже в условиях минимума информации. На наш взгляд, такой вариант приобретения знания гораздо ближе соответствует живому процессу приобретения опыта и близко моделирует этот процесс.

Вывод

В первой части статьи в качестве характеристик интуиции были названы 1) параллельность обработки информации, 2) зависимость от опыта, 3) использование эвристик, 4) работа в условиях сильной неопределенности. Очевидно, для эмпирического изучения

интуитивных процессов обработки информации нужны такие процедуры, которые могли бы моделировать эти особенности. На наш взгляд, в качестве такой процедуры наиболее адекватным может являться моделирование опыта с применением сетей Байеса. Заложенные в основу этой процедуры формулы переходных вероятностей, параллельное использование при вычислениях статистических значений вероятности и опыта позволяют моделировать те процессы, которые недоступны более традиционным способам эмпирико-статистической организации исследований.

Сети Байеса входят составной частью в построение экспертных систем. В нашей стране в психологии построением баз знаний (инженерией знаний) и основанных на них экспертных систем занимается, например, К.Р. Червинская [2, 3]. На наш взгляд, сближение теории эвристик при принятии решений (напрямую связанных с интуицией) и технологии построения баз знаний и экспертных систем может дать плодотворные результаты для исследования этой плохо поддающейся формализации области человеческой психики.

Литература*

1. Науменко, Е.А. Интуитивные основы эффективной деятельности следователей / Е.А. Науменко, И.В. Васильева. – Тюмень: Изд-во ТюмГУ, 2008.
2. Червинская, К.Р. Медицинская психодиагностика и инженерия знаний / К.Р. Червинская, О.Ю. Щелкова. – М.: Издательский центр «Академия», 2002. – 624 с.
3. Червинская, К.Р. Экспертные психодиагностические системы как инструмент решения задач экспресс психологической диагностики / К.Р. Червинская // Ученые записки университета имени П.Ф. Лесгафта. – 2009. – № 12 (58). – С. 111–114.
4. Berzuni, C., & Gilks, W. R. (2001). Following a moving target. Monte Carlo inference for dynamic Bayesian models. *Journal of Royal Statistical Society Series B – Statistical Methodology*, 63(1), 127–146.
5. Betsch, T. (2008). The nature of intuition and its neglect in research on judgment and decision-making. In H. Plessner, C. Betsch, and T. Betsch (Eds.), *Intuition in Judgment and Deci-*

* Перечень процитированных в статье литературных источников представлен с сохранением оформления автора статьи.

sion Making, pp. 3–23. New York: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.

6. Betsch, T., & Haberstroh, S. (2005). (Eds.). *The routines of decision making*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.

7. Bishop, C. M. (1995). *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford: Oxford University Press.

8. Cowell, R.G., Dawid, A.P., Lauritzen, S.L., & Spiegelhalter, D.J. (1999). *Probabilistic Networks and Expert Systems*. Springer-Verlag.

9. Fiedler, K., & Kareev, Y. (2008). *Implications and ramifications of a sample-size approach to intuition*. In H. Plessner, C. Betsch, and T. Betsch (Eds.), *Intuition in Judgment and Decision Making*, pp. 149–173. New York: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.

10. Ghahramani, Z. (1998). *Learning Dynamic Bayesian Networks*. In C.L. Giles and M. Gori (eds.), *Adaptive Processing of Sequences and Data Structures. Lecture Notes in Artificial Intelligence*, pp. 168–197. Berlin: Springer-Verlag.

11. Gottman, J.M., & Roy, A.K. (1990). *Sequential analysis: A guide for behavioral researchers*. Cambridge: Cambridge University Press.

12. Hogarth, R.M. (2008). *On the learning of intuition*. In: *Intuition in judgment and decision making*. In H. Plessner, C. Betsch, and T. Betsch (Eds.), *Intuition in Judgment and Decision Making*, pp. 91–107. New York: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.

13. Huang, C., & Darwiche, A. (1996). *Inference in Belief Networks: A procedural guide*. *International Journal of Approximate Reasoning*, 15(3), 225–263.

14. Jensen, F.V. (2001). *Bayesian Networks and Decision Diagrams*. New York: Springer.

15. Kahneman, D. & Tversky, A. (1973). *On the psychology of prediction*. *Psychological Review*, 80(4), 237–251.

16. Kahneman, D. (2003). *A perspective on judgment and choice: Mapping bounded ratio-*

nality. *American Psychologist*, 58(9), 697–720.

17. Klein, G. (1999). *Sources of power: How people make decisions*. Cambridge, MA: MIT Press.

18. Klein, G. (2003). *Intuition at work: Why developing your gut instincts will make you better at what you do*. New York: Doubleday.

19. MacKay, D.J. (2003). *Information theory, inference, and learning algorithms*. Cambridge: Cambridge University Press.

20. Moore, A., & Davies, S. (2001). *Tutorial slides on Bayesian networks and Artificial intelligence*. <http://www.autonlab.org/tutorials/list.html>

21. Morgan, B. W. (1968). *An Introduction to Bayesian Statistical Decision Processes*. N.J.: Prentice-Hall Inc., Englewood Cliffs, N.J. 1968.

22. Norsys Software Corp. (2009). *Netica (software package to work with Bayesian belief networks, decision nets and influence diagrams), version 4.09*. [Electronic manual]. www.norsys.com

23. Pearl, J. (1988). *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann.

24. Peot, M., & Shachter, R. (1991). *Fusion and propagation with multiple observations in belief networks*. *Artificial Intelligence*, 48, 299–318.

25. Russell, S., & Norvig, P. (1995). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall.

26. StatSoft, Inc. (2001). *STATISTICA (data analysis software system), version 6*. [Electronic manual].

27. SPSS corp. (2009). *Neural Networks 17.0. User's Guide*. www.spss.com

28. Stewart, H., & Masjedizadeh, N. (1998). *Bayesian Search*. NASA, Ames Research Center. <http://ic.arc.nasa.gov/ic/projects/bayes-search.html>

29. Tversky, A. & Kahneman, D. (1983). *Extensional versus intuitive reasoning: The conjunction fallacy in probability judgment*. *Psychological Review*, 90(4), 293–315.

Поступила в редакцию 4 июля 2011 г.

Попов Алексей Юрьевич. Кандидат психологических наук, старший преподаватель кафедры практической психологии, Пермский государственный педагогический университет.

Alexey Yu. Popov. Candidate of psychological sciences, senior lecturer of the Chair of practical psychology of Perm State Pedagogical University.