

## Байесовская нечеткая классификация предрасположенности испытуемых к наркотикам

### Аннотация

Продемонстрирована естественная взаимосвязь вероятностных и нечетко-множественных подходов к интеллектуальному анализу степени риска наркозависимости по результатам психологического тестирования учащихся. Представлена методика формирования байесовских моделей лингвистических переменных, характеризующих исходные признаки предрасположенности к наркотикам. В рамках методов анализа иерархий и главных компонент рассмотрены этапы нечеткого логического вывода агрегированного информативного показателя для ранжирования и классификации психоэмоционального состояния испытуемых.

### Введение

Одной из важных областей применения интеллектуального анализа данных (ИАД) является разработка систем поддержки принятия врачебных решений (СППВР) для распознавания диагноза пациента по предъявленному набору симптомов [1], [2]. Существенная особенность алгоритмической постановки диагноза экспертной медицинской системой (ЭМС) состоит в наличии значимой доли неопределенности в данных. Эта неопределенность обусловлена, как правило, лингвистической формой представления исходной информации, формализованной, например, в виде прецедентов и нечетких правил [3], [4]. Такого рода гибридные модели знаний отражают содержание понятия интеллекта врача-эксперта, т. е. высококвалифицированного специалиста в узкой предметной области. Важно отметить, что интеллект врача способен принимать рациональные решения в условиях неполноты, противоречивости и неточности исходной информации. Способностью моделировать в определенной степени человеческий интеллект обладают ЭМС и соответствующие им алгоритмы нечеткого логического вывода [5].

На современном этапе развития общества наметилась угрожающая тенденция повышенного интереса несовершеннолетних к широкому спектру наркотических средств. По данным Росстата [6], [7], вслед за снижением заболеваемости наркоманией в период 2005-2010 гг. с 2011 года сформировался устойчивый тренд на увеличение употребления наркотиков среди подростков в возрасте 15-17 лет. Эта негативная социальная тенденция сопровождается повышением уровня смертности в результате суицида, заболеваний гепатитом и СПИДом, бытовых и производственных травм. Негативная динамика наблюдается и в отношении участия несовершеннолетних, находящихся в состоянии наркотического опьянения, в совершении преступлений [8].

Глобальный мониторинг риска формирования наркозависимости молодежи и ее упреждающая профилактика ставят перед научным сообществом задачу создания интеллектуальной информационной системы оценки психоэмоционального состояния учащихся и, в частности, СППВР о степени предрасположенности подростков к наркотикам.

Архитектура такой системы должна реализовать два важных, на наш взгляд, принципа: 1) основываться на неинвазивных методах медицинской диагностики состояния человека; 2) формировать пространство исходных признаков для последующего принятия врачебного решения на основе широкого спектра различных методов для измерения неврологических, психоэмоциональных и иных показателей состояния испытуемого. Это могут быть, например, результаты психодиагностических опросов в рамках медицинской психологии [9], [10]. Практический интерес также представляют различные принципы измерений физиологических параметров жизнедеятельности человека: например, измерение и анализ характеристик

пульсовой, дыхательной и других волн микроциркуляции крови пациента методами видеоплетизмографии или лазерной доплеровской флоуметрии.

В свете предложенного подхода к разработке специализированной СППВР важной становится проблема формирования пространства информативных признаков на основе агрегирования исходных признаков. Надежной методической основой решения этой проблемы является рациональное сочетание методов теории искусственного интеллекта, а именно прикладной математической статистики, структурного анализа измеряемых сигналов и изображений, теории нечетких множеств и нейро-нечетких сетей, экспертных систем, основанных на обработке знаний [2]-[5].

В настоящее время коллективом авторов проводятся экспериментальные и теоретические исследования по разработке информационно-аналитических модулей в составе СППВР предрасположенности испытуемых к наркотикам. Эти модули предусматривают необходимость одновременного анализа психоэмоциональных показателей и оценки параметров пульсовой и дыхательных волн испытуемых. Комплексирование признаков, сформированных по результатам психологических тестов и видеоплетизмографии, позволит, на наш взгляд, повысить достоверность классификации испытуемых и обеспечить защиту от намеренного искажения ответов на вопросы тестов.

Целью работы является разработка методики ИАД для скрининговой диагностики предрасположенности учащихся к немедицинскому потреблению наркотических средств и психотропных веществ в рамках модуля социально-психологического тестирования. Методика идентификации параметров пульсовой и дыхательных волн методом видеоплетизмографии выходит за рамки данной статьи.

### Исходные данные

Интеллектуальный скрининг проиллюстрируем на примере методики экспресс-диагностики степени предрасположенности к наркотикам [10]. В рамках опросника «Группа риска наркозависимости» (ГРН) испытуемые отвечают на вопросы по трем диагностическим категориям: 1) «поведение в ситуации риска» – 7 вопросов; 2) «интерес к наркотикам» – 6 вопросов; 3) «социальные установки» – 10 вопросов. Содержание вопросов позволяет выявить степень риска появления наркозависимости [11]. Возможные ответы «дискретизованы» по бальной шкале от одного до шести баллов, последовательно охватывая лингвистические классы «низкой», «средней» и «высокой» степеней риска.

Важно отметить, что методика относится к доврачебному этапу, т. е. ставит своей целью не вынесение диагноза, но лишь формирование рекомендации о необходимости профилактических мер. Исследование психоэмоционального состояния субъектов проводилось с помощью опросника ГРН на базе экспериментальной лаборатории психофизиологической диаг-

ностики Научно-образовательного медико-технологического центра МГТУ им. Н.Э. Баумана. В опросах приняли участие 65 добровольцев. Методика опросов соответствовала требованиям, изложенным в [9]-[11].

Модуль интеллектуального анализа биполярных утверждений, полученных в результате психологического тестирования  $M = 65$  субъектов, обрабатывает набор исходных признаков  $\vec{x} = (x_1, \dots, x_7)$ ;  $\vec{y} = (y_1, \dots, y_6)$ ;  $\vec{z} = (z_1, \dots, z_{10})$  по трем диагностическим категориям. Соответствующие обучающие выборки данных удобно представить в виде матриц

Строки матриц содержат ответы испытуемых на вопросы в баллах от 1 до 6 в порядке возрастания риска наркозависимости. Столбцы матриц соответствуют признакам из предложенного списка вопросов ГРН.

### Нечетко-множественный подход к оценке риска наркозависимости

Иерархическая архитектура ИАД формирует по результатам опросов независимые агрегированные показатели  $A, B, C$  степеней предрасположенности к наркотикам по каждой из трех категорий риска. Полученные критерии агрегируют в единый показатель в соответствии с правилами нечеткого логического вывода базы знаний (БЗ) СППМР. Важно отметить, что такого рода иерархический подход позволяет применять принципы анализа риска, различные по своей методической или физической природе. Более того, возможен учет зависимости различных критериев посредством процедур взвешивания важности факторов.

Дополнительно следует отметить, что нечетко-множественный подход к обработке результатов опросов испытуемых в определенной степени учитывает риск преднамеренного искажения ответов.

В дальнейшем для определенности рассмотрим методику ИАД по второй диагностической категории «интерес к наркотикам». В рамках предлагаемой модели нечеткого логического вывода формирование оценок  $b_m, m = 1, 2, \dots, M$  агрегированного показателя  $B$  для субъектов предполагает выполнение следующих вычислительных этапов:

- 1) выборочное оценивание одномерных дискретных распределений ответов для каждого вопроса (признака) по множеству испытуемых;
- 2) лингвистический анализ распределений признаков;
- 3) нечеткий логический вывод агрегированного показателя  $B$ ;
- 4) нечеткая байесовская классификация субъектов по степени риска наркозависимости.

### Выборочное оценивание

Значения выборочных оценок вероятностей баллов, выбранных испытуемыми для шести вопросов диагностической категории «интерес к наркотикам», сведены в табл. 1.

### Лингвистический анализ распределений

В рамках принципов самоорганизации лингвистическую переменную, описывающую классы риска наркозависимости, рационально формировать на основе аппроксимации гистограммной оценки распределения признака  $y_n, n = 1, 2, \dots, 6$ , моделью конечной смеси из  $K$  стандартных распределений [12]

$$g_n(y|\bar{\theta}_n) = \sum_{k=1}^K p_{nk} g_{nk}(y|c_{nk}, s_{nk}), \quad \sum_{k=1}^K p_{nk} = 1, \quad (1)$$

например, гауссовых, где

$$\bar{\theta}_n = (p_{n1}, \dots, p_{nK}, c_{n1}, \dots, c_{nK}, s_{n1}, \dots, s_{nK})$$

– вектор параметров модели. Априорные вероятности  $p_{nk}$ , математические ожидания  $c_{nk}$  и средние квадратичные отклонения  $s_{nk}, n = 1, 2, \dots, 6$ , удобно оценивать с помощью модифицированного EM-алгоритма [12]. Стандартной целью обучения модели (1) является функционал правдоподобия Фишера. Решение задачи условной максимизации этого функционала приводит к системе нелинейных уравнений относительно параметров  $\bar{\theta}_n, n = 1, 2, \dots, 6$ , парциальных распределений. Канонический вид системы позволяет решать ее методом последовательных приближений [12].

Количество классов  $K = 3$  предопределено терм-множеством лингвистической переменной «интерес к наркотикам», а именно: «низкий» –  $k = 1$ , «средний» –  $k = 2$ , «высокий» –  $k = 3$ . Начальные приближения параметров  $\bar{\theta}_n$  модели (1) выбирают исходя из анализа модальной структуры гистограммной оценки распределения признака  $y_n$  или на основе экспертных предпочтений. В наших вычислительных экспериментах начальные параметры  $\bar{\theta}_n$  выбирали исходя из субъективной гипотезы начальной принадлежности ответов испытуемых к классам риска: «низкий» – 1 или 2 балла; «средний» – 3 или 4 балла; «высокий» – 5 или 6 баллов. В соответствии с такой классификацией начальные оценки параметров конечной смеси имеют вид

$$p_{nk} = \sum_{j=2k-1}^{2k} P_n(j);$$

$$c_{nk} = \frac{1}{p_{nk}} \sum_{j=2k-1}^{2k} P_n(j)j;$$

$$s_{nk} = \frac{1}{p_{nk}} \sqrt{\sum_{j=2k-1}^{2k} P_n(j)(j-c_{nk})^2},$$

где  $P_n(j)$  – выборочная оценка вероятности выбора испытуемым  $j$  баллов для признака  $y_n$  (табл. 1). Процесс сходимости EM-алгоритма обучения полигауссовой модели (1) по критерию правдоподобия демонстрирует рис. 1.

Важно отметить, что трехмерный массив апостериорных весов

$$P_n(k|y_{mn}, \bar{\theta}_n) = p_{nk} \frac{g_{nk}(y_{mn}|c_{nk}, s_{nk})}{g_n(y_{mn}|\bar{\theta}_n)}; \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (2)$$

где  $y_{mn}$  – значение ответа в баллах на вопрос для  $m$ -го испытуемого и  $n$ -го признака ( $m = 1, 2, \dots, M; n = 1, 2, \dots, 6$ ), реализует механизм автоматической мягкой классификации субъекта. Не отвергается ни одна из гипотез о принадлежности испытуемого к любому из  $K$  классов риска наркозависимости, а лишь взвешивается надежность гипотез относительно степени предрасположенности. В этом смысле EM-алгоритм является адаптивным, т. е. способен обновлять апостериорные веса по мере поступления новых результатов тестирования.

Таблица 1

Вероятности баллов, выбранных испытуемыми, для вопросов в категории «интерес к наркотикам»

Номер вопроса в ГРН	Признак $n$	Баллы					
		1	2	3	4	5	6
3	1	0,12308	0,20000	0,13846	0,06154	0,16923	0,30769
6	2	0,00000	0,04615	0,07692	0,07692	0,13846	0,66154
8	3	0,06154	0,01539	0,18462	0,33846	0,18462	0,21539
10	4	0,00000	0,09231	0,09231	0,13846	0,27692	0,40000
11	5	0,09231	0,09231	0,15385	0,06154	0,23077	0,36923
13	6	0,01539	0,00000	0,01539	0,06154	0,16923	0,73846

Более того, байесовская модель апостериорных весов (2) естественным образом обосновывает выбор лингвистических шкал  $q_{nk}(y) = P_n(k|y, \bar{\theta}_n)$  в виде функций принадлежности  $q_{nk}(y)$  испытуемого  $k$ -му классу ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) риска по критерию вопроса для  $n$ -го признака ( $n = 1, 2, \dots, 6$ ). В качестве примера на рис. 2 представлена байесовская модель полигауссовой лингвистической переменной «интерес к наркотикам» по критерию биполярного утверждения  $y_2$ .

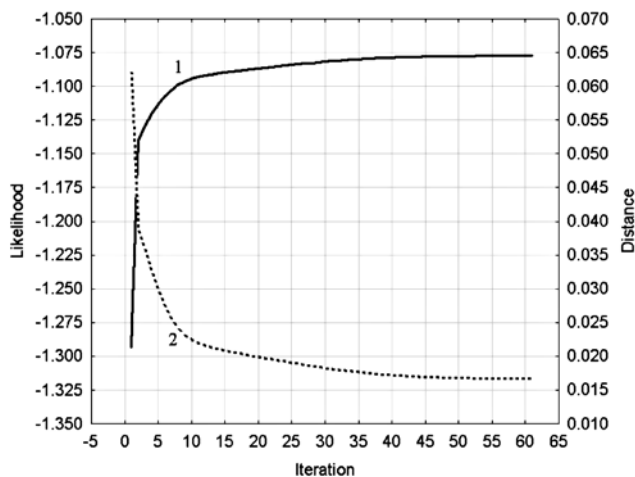


Рис. 1. Сходимость EM-алгоритма для признака  $y_2$ : 1 – правдоподобие Фишера; 2 – расстояние Бхаттачария

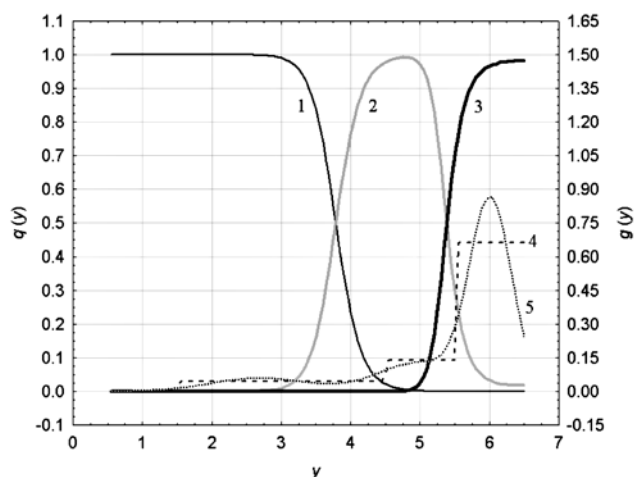


Рис. 2. Лингвистическая переменная: 1 – низкий риск наркозависимости; 2 – средний риск наркозависимости; 3 – высокий риск наркозависимости; 4 – гистограмма; 5 – полигауссова аппроксимация распределения признака  $y_2$

### Нечеткий логический вывод

Агрегирование признаков анализируемой диагностической категории рационально выполнять с помощью адаптивной

системы нечеткого логического вывода Такаги-Сугено-Канга (Takagi-Sugeno-Kanga, TSK) [13]. Архитектура TSK-сети позволяет формировать единый комплексный показатель степени предрасположенности субъекта к наркотикам. Значения  $y_{nm}^{(AC)}$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$ , комплексных показателей  $y_n^{(AC)}$ ,  $n = 1, 2, \dots, 6$ , уровней рисков по каждому из шести биполярных утверждений в диагностической категории «интерес к наркотикам» вычисляют с помощью свертки функций принадлежности  $q_{nk}(y_{nm})$  по лингвистическим классам [12]

$$y_{nm}^{(AC)} = \sum_{k=1}^K c_{nk} q_{nk}(y_{nm}).$$

Фрагмент предварительных результатов байесовской нечеткой классификации субъектов по указанным критериям риска наркозависимости иллюстрирует табл. 2. В частности, первого испытуемого ( $m = 1$ ) ассоциируют с низким, средним или высоким уровнем рисков по критериям  $y_{1n}$  в результате ответов соответственно на вопросы из опросника ГРН (см. табл. 1): шестой и одиннадцатый ( $n = 2, 5$ ); восьмой ( $n = 3$ ); третий, десятый и тринадцатый ( $n = 1, 4, 6$ ).

Такого рода жесткую классификацию выполняют по правилу победителя, т. е.  $m$ -го испытуемого относят к  $j$ -му классу риска по  $n$ -му признаку, если выполняется условие  $q_{nj}(y_{nm}) > q_{nk}(y_{nm})$  для  $k = 1, 2, \dots, K$  и  $k \neq j$ .

Сбалансированное суждение о степени принадлежности  $m$ -го испытуемого к трем классам риска предрасположенности к наркотикам формируют в результате взвешивания

$$B_1 = \sum_{n=1}^6 w_n y_n^{(AC)}$$

комплексных показателей  $y_n^{(AC)}$ ,  $n = 1, 2, \dots, 6$ , нормированными весами  $w_n > 0$  важности признаков  $y_n$ . В работе применялись два альтернативных метода экспертного оценивания весов значимости  $w_n$  частных критериев  $y_n^{(AC)}$  – методы анализа иерархий и главных компонент.

В соответствии с методикой сравнения с «образцом» [14, с. 88] выбирался наименее значимый, по нашему мнению, признак  $y_1$ . Элементы первой строки матрицы парных сравнений  $\{v_{ij}\}_{i,j=2}^6$  отражают наши суждения об относительной важности остальных признаков по сравнению с  $y_1$ , а именно:

- $v_{12} = w_1 / w_2 = 1 / 3$  – средняя степень предпочтительности  $y_2$ ;
- $v_{13} = w_1 / w_3 = 1 / 2$  – слабая степень предпочтительности  $y_3$ ;
- $v_{14} = w_1 / w_4 = 1 / 5$  – умеренно сильная предпочтительность  $y_4$ ;
- $v_{15} = w_1 / w_5 = 1 / 4$  – предпочтительность выше среднего  $y_5$ ;
- $v_{16} = w_1 / w_6 = 1 / 5$  – умеренно сильная предпочтительность  $y_6$ .

Остальные элементы рассчитывают в соответствии со свойствами обратной симметрии и согласованности матрицы парных сравнений, что дает  $v_{ij} = v_{ji}^{-1} = v_{ij} / v_{ji}$ ,  $i, j = 2, 3, \dots, 6$  [14, с. 90].

В соответствии с методом главных компонент агрегированный показатель степени риска пропорционален величине проекции комплексных показателей  $y_n^{(AC)}$ ,  $n = 1, 2, \dots, 6$ , на главный информативный признак в виде собственного вектора,

Таблица 2

Классификация испытуемых по шести критериям  $y_1, \dots, y_6$  уровня риска в категории «интерес к наркотикам»

m	Низкий уровень						Средний уровень						Высокий уровень						B <sub>1</sub>	B <sub>2</sub>
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6		
1		X			X				X				X			X		X	4,04	3,96
2			X			X	X			X	X			X					3,59	3,51
3				X			X				X		X	X				X	4,03	3,91
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
63									X		X		X	X		X		X	4,53	4,42
64			X	X									X	X			X		4,05	4,12
65	X		X	X			X				X	X							3,39	3,16

ассоциированного с наибольшим собственным значением корреляционной матрицы  $Y_{AC}^T Y_{AC} / M$ , где

$$Y_{AC} = \left\{ y_{mn}^{(AC)} \right\}_{m=1, \overline{M}}^{n=1, \overline{6}}.$$

Иными словами,

$$B_2 = \frac{\sum_{n=1}^6 u_n \left\{ y_n^{(AC)} - \langle y_n^{(AC)} \rangle \right\}}{\sum_{n=1}^6 u_n};$$

$$\langle y_n^{(AC)} \rangle = \frac{\sum_{m=1}^M y_{mn}^{(AC)}}{M}.$$

Альтернативные оценки весов значимости комплексных показателей  $y_n^{(AC)}$ ,  $n = 1, 2, \dots, 6$ , сведены в табл. 3.

Таблица 3

**Нормированные веса значимости частных критериев**

$n$	1	2	3	4	5	6
$B_1$ (парные сравнения)						
Вес	0,05	0,15	0,1	0,25	0,2	0,25
$B_2$ (главные компоненты)						
Вес	0,158	0,128	0,174	0,195	0,212	0,133

Важно отметить, что значения агрегированных показателей  $B_1$  и  $B_2$  уровней риска в диагностической категории «интерес к наркотикам» демонстрируют хорошую согласованность (табл. 2). Расхождение этих результатов не более чем на один класс наблюдалось для 11 субъектов из 65, что демонстрирует корректность экспертных оценок, сформированных методами парных сравнений и главных компонент.

**Нечеткая байесовская классификация испытуемых**

На заключительном этапе ИАД классификацию субъектов выполняют в соответствии с методикой, представленной в предыдущем разделе статьи. Для этого формируют выборочные оценки распределений агрегированных показателей  $B_1$  и  $B_2$  с помощью гистограммы, сглаженной сдвигом [12], [15]. Полученные распределения аппроксимируют моделью конечной смеси (1), что позволяет, в свою очередь, обоснованно выбрать модель (2) лингвистических переменных, описывающих классы риска предрасположенности испытуемых к наркотикам (рис. 3 и 4).

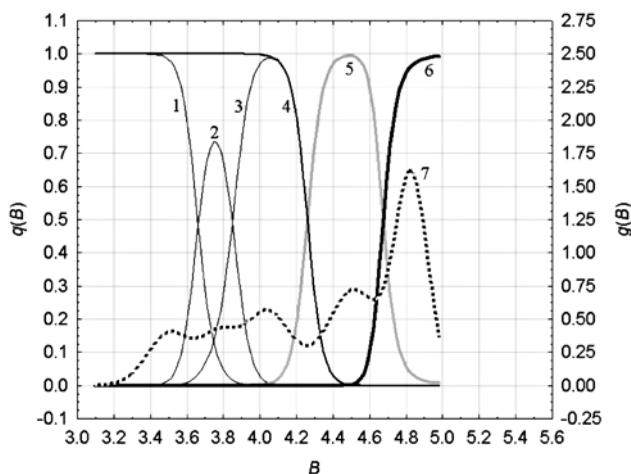


Рис. 3. Лингвистическая переменная «интерес к наркотикам», критерий  $B_1$  (парные сравнения): 1, 2, 3 – функции принадлежности консолидированного класса низкого риска; 4 – низкий риск наркозависимости; 5 – средний риск наркозависимости; 6 – высокий риск наркозависимости; 7 – полигауссова аппроксимация распределения показателя

Проведенный анализ показал, что в рамках метода парных сравнений классы «предельно низкого» и «умеренно низкого» уровней риска рационально объединить с классом «низкого» уровня (рис. 3). В случае метода главных компонент класс «умеренно низкого» уровня консолидируют с классом «низкого» уровня риска (рис. 4). Распределение испытуемых по классам низкого, среднего и высокого рисков в категории «интерес к наркотикам» составило 32, 17 и 51 % для парных сравнений и 32, 31 и 37 % для главных компонент. Полученные результаты сопоставимы с данными, приведенными в [9, с. 302].

**Заключение**

В статье изложены подходы к созданию специализированной СППМР оценки степени предрасположенности учащихся к наркотикам. Представлена методика интеллектуального анализа результатов опросов испытуемых в рамках тестов анализа психоэмоционального состояния субъектов. Рассмотрены основные этапы синтеза информационно-аналитического модуля ранжирования и классификации учащихся по степени риска наркозависимости. На примере интеллектуальной обработки результатов опросов продемонстрирована плодотворность естественного сочетания методологии прикладной математической статистики, теории нечетких множеств и экспертного оценивания.

*Список литературы:*

1. Атьков О.Ю., Кудряшов Ю.Ю., Прохоров А.А., Касимов О.В. Системы поддержки принятия врачебных решений // Системы поддержки принятия врачебных решений. 2012. № 6. С. 65-75.
2. Зарипова Г.Р., Богданова Ю.А., Галимов О.В., Катаев В.А., Биккинина Г.М. Современные модели систем поддержки принятия врачебных решений в хирургической практике. Состояние проблемы // Медицинский вестник Башкортостана. 2016. Т. 11. № 6 (66). С. 96-101.
3. Карпов Л.Е., Юдин В.Н., Ватазин А.В. Программная система поддержки врачебных решений с гибридной архитектурой на основе правил и прецедентов / V Троицкая конференция «Медицинская физика и инновации в медицине». Сборник материалов. – Троицк, 2012. Т. 2. С. 425-427.
4. Юдин В.Н., Карпов Л.Е. Гибридный подход к построению систем поддержки решений // Труды Института системного программирования РАН. 2013. Т. 24. С. 447-456.
5. Крошчлин А.В. Методы и алгоритмы обработки данных медико-технологических процессов для интеллектуальной

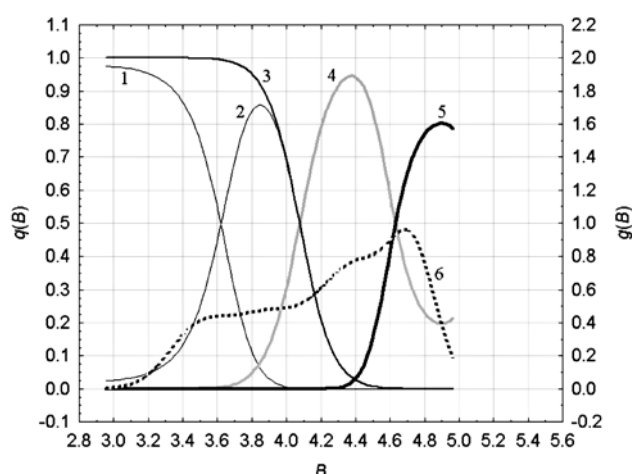


Рис. 4. Лингвистическая переменная «интерес к наркотикам», критерий  $B_2$  (главные компоненты): 1, 2 – функции принадлежности консолидированного класса низкого риска; 3 – низкий риск наркозависимости; 4 – средний риск наркозависимости; 5 – высокий риск наркозависимости; 6 – полигауссова аппроксимация распределения показателя

- поддержки принятия решений в системах медицинского назначения / Дис. ... д-ра техн. наук. Рязанский гос. радиотехнический университет. – Рязань, 2015. 434 с / Режим доступа: <http://www.rsreu.ru/ru/post-graduate/zashchita/8569-item-8569>.
6. Федеральная служба государственной статистики (Росстат). Российский статистический ежегодник 2012. Статистический сборник 2012. С. 282.
  7. Федеральная служба государственной статистики (Росстат). Российский статистический ежегодник 2016. Статистический сборник 2016. С. 223.
  8. Иванченко Р.Б., Польшиков А.В. Наркотизация несовершеннолетних: современное состояние и тенденции // Вестник Воронежского института МВД России. 2016. № 4. С. 68-76.
  9. Лозовой В.В., Кремлева О.В., Лозовая Т.В. Профилактика зависимостей: опыт создания системы первичной профилактики. – М.: ООО «АльянсПринт», 2011. 448 с.
  10. Хасан Б.И., Дюндик Н.Н., Федоренко Е.Ю., Кухаренко И.А., Привалихина Т.И. Образование в области профилактики наркозависимости и других аддикций / Организационно-методическое пособие. – Красноярск: Краснояр. гос. ун-т, 2003. 430 с.
  11. Заседание Межведомственной рабочей группы по профилактике злоупотребления наркотическими средствами и психотропными веществами. Министерство образования Республики Саха (Якутия). 2014 / Режим доступа: <http://gigabaza.ru/doc/140961-p3.html>.
  12. Лабунец Л.В., Лабунец Е.Л., Лебедева Н.Л. Скоринг биржевых активов на основе байесовской нечеткой классификации // Аудит и финансовый анализ. 2014. № 3. С. 450-459.
  13. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
  14. Ногин В.Д. Принятие решений при многих критериях / Учебно-методическое пособие. – СПб.: Издательство «ЮТАС», 2007. 104 с.
  15. Scott D. W. Multivariate Density Estimation: Theory, Practice, and Visualization. – N.-Y.: John Wiley & Sons. Inc., 1992. 317 p.

*Леонид Витальевич Лабунец,  
д-р. техн. наук, профессор,  
Андрей Борисович Борзов,  
д-р. техн. наук, профессор,  
МГТУ им. Н.Э. Баумана,  
Алексей Николаевич Диашев,  
генеральный директор,  
фонд «Медиан»,  
Владимир Игоревич Синопальников,  
д-р. мед. наук, профессор,  
Иван Германович Благовещенский,  
канд. техн. наук, доцент,  
Наталья Юрьевна Макарова,  
канд. техн. наук, доцент,  
МГТУ им. Н.Э. Баумана,  
Иван Игоревич Пелипенко,  
инженер,  
Научно-исследовательский институт  
научно-учебного комплекса  
специального машиностроения  
МГТУ им. Н.Э. Баумана,  
г. Москва,  
e-mail: labunets@bmstu.ru*

*С.С. Гроховский, О.В. Кубряк*

## Метод интегральной оценки эффективности регуляции позы человека

### Аннотация

Разработаны новые показатели для стабилотрии, основанные на оценке энергетики процесса взаимодействия тела (человека) с опорой по статокинезиограмме, преимуществами которых в сравнении с наиболее распространенными индексами, такими как длина, средняя скорость и площадь статокинезиограммы, являются большая информативность и, как следствие, большая достоверность отображения особенностей постурального регулирования.

### Введение

Система постурального контроля человека является сложной динамической системой, исследование свойств которой имеет большое значение для развития технологий диагностики и лечения в медицине. Одним из наиболее распространенных методов исследования особенностей постурального регулирования в настоящее время является стабилотрия [1]. Метод базируется на анализе параметров силового взаимодействия тела человека с опорой в процессе управления позой. Отражением динамики этого взаимодействия является траектория миграции (флуктуаций) центра давления тела на опору – статокинезиограмма (СКГ). М. Дуарте и В. Зацюрский [2] выделили 13 подходов к обработке данных стабилотрии: 1) расчет простых статистических параметров; 2) определение диапазонов и областей миграции центра давления; 3) расчет скорости миграции центра давления; 4) определение длины пути центра давления; 5) использование передаточной функции; 6) расчет спектральных характеристик; 7) автокорреляционный и авторегрессионный анализы; 8) измерение «времени достижения контакта» (подразумевается время достижения

оцениваемого события, границы стабильности – «time to contact»); 9) эволюционный (частотно-временной) спектральный анализ; 10) фрактальный анализ; 11) анализ методом фазовой плоскости; 12) анализ с использованием характеристик хаотических процессов; 13) анализ в рамках модели случайного блуждания.

Наибольшее практическое распространение получили методы анализа параметров СКГ [1], связанных с путем, пройденным общим центром давления за время исследования. Фундаментальными характеристиками движения, которые, собственно, и определяют форму СКГ, являются мгновенная скорость и направление флуктуаций положения ОЦД. Исходя из этого, на роль корректной интегральной оценки формы СКГ могут претендовать лишь показатели, учитывающие динамику поведения обеих составляющих характеристики движения одновременно. Корректность, или достоверность, результатов стабилотрии приобретает все большую актуальность по мере распространения метода в клинической практике и исследованиях. Не следует забывать, что стабилотрия начинается с измерений: в первую очередь требуется обеспечить достоверность самих измерений [3]. Методы здесь хорошо известны и