

7. Драган С.П., Зинкин В.Н., Богомолов А.В., Солдатов С.К., Дроздов С.В. Акустическая эффективность средств защиты от шума // Медицинская техника. 2013. № 3. С. 34-36.
8. Богомолов А.В., Драган С.П. Новый подход к исследованию импедансных характеристик барабанной перепонки // Доклады Академии наук. 2015. Т. 464. № 1. С. 105.
9. Лебедева И.В., Драган С.П. Определение акустических характеристик в трубах с помощью двух микрофонов // Измерительная техника. 1988. № 8. С. 52.
10. Драган С.П., Лебедева И.В. Поглощение интенсивного звука на отверстиях в экране // Акустический журнал. 1998. Т. 44. № 2. С. 206.
11. Драган С.П., Лебедева И.В. Нелинейное звукопоглощение // Вестник Московского университета. Серия 3: Физика. Астрономия. 1994. Т. 35. № 6. С. 104-113.
12. Богомолов А.В., Кукушкин Ю.А. Математическое обеспечение мета-анализа результатов независимых экспериментальных медико-биологических исследований // Информатика и системы управления. 2011. № 4. С. 65-74.

Сергей Павлович Драган,  
канд. техн. наук, заслуженный конструктор РФ,  
ведущий научный сотрудник,  
Алексей Валерьевич Богомолов,  
д-р техн. наук, профессор,  
ведущий научный сотрудник,  
Государственный научный центр  
Российской Федерации – Федеральный  
медицинский биофизический центр  
им. А.И. Бурназяна,  
г. Москва,  
e-mail: s.p.dragan@rambler.ru

*И.В. Горбунов, А.А. Зайцев, Р.В. Мещеряков, И.А. Ходашинский*

## **Система поддержки принятия решений при назначении комплексов немедикаментозной реабилитации**

### **Аннотация**

Описано построение рекомендательной системы выбора одного из пяти реабилитационных комплексов немедикаментозной реабилитации участников вооруженных конфликтов и чрезвычайных ситуаций. Разработанные в Томском НИИ курортологии и физиотерапии ФМБА России реабилитационные технологии позволяют предупредить возможную хронизацию патологических процессов, повысить адаптационные резервы организма и улучшить качество жизни лиц, пострадавших в чрезвычайных ситуациях. Для каждого комплекса сформирован набор признаков, позволяющий наиболее точно идентифицировать данный комплекс. Принцип построения рекомендательной системы носит инструментальный характер, позволяющий использовать ее не только в центрах реабилитации и восстановительного лечения, но и в других учреждениях здравоохранения.

### **Введение**

Одной из наиболее важных задач восстановительной медицины является оценка эффективности применения немедикаментозных технологий. Актуальность данной проблемы проявляется также и в необходимости прогнозирования лечебного эффекта, а следовательно, в выборе наиболее эффективных средств и методов профилактики, лечения и реабилитации.

В решении задач медицинской диагностики, мониторинга и прогнозирования успешно применяются методы статистики и вычислительного интеллекта, такие как анализ выживания, логистическая регрессия, сети Байеса, кластерный анализ, искусственные нейронные сети, генетические алгоритмы, деревья решений. С точки зрения обнаружения новых закономерностей в медицинских данных, методы вычислительного интеллекта являются более перспективными по сравнению с традиционными статистическими методами [1].

Подавляющее большинство работ по созданию моделей и программных средств в области медицины направлено на диагностику болезней. Меньшая часть проводимых математических и компьютерных исследований направлена на разработку методов и средств лечения, и совсем незначительная часть – на выбор комплексов реабилитации. В обзорной статье [2] авторы отмечают, что работ по применению машинных методов обучения для решения задач диагностики рака на порядок больше, чем работ по прогнозу этого заболевания.

Решение задач медицинской классификации и прогнозирования, как правило, ведется в условиях дефицита экспериментальных данных, поэтому не всегда удается построить алгоритм, восстанавливающий искомую зависимость. В связи с тем, что число признаков в таблице наблюдений превышает число

самих наблюдений (обследованных пациентов), применение таких статистических методов, как логистическая регрессия и дискриминантный анализ, является затруднительным и даже невозможным [3].

Пребывание в зонах вооруженных конфликтов вызывает выраженные нарушения стресс-лимитирующих систем организма: стойкую избыточную активацию симпатoadреналовой системы, развитие иммунодефицитных состояний, снижение антиоксидантного потенциала крови и активацию процессов липопероксидации, увеличение концентрации атерогенных фракций холестерина и нарушение стабильности мембран гепатоцитов. Выявленные изменения, протекающие на фоне хронического стресса, и нарушение психологического статуса без проведения соответствующей коррекции могут развиваться в ряд соматических заболеваний, таких как гипертоническая болезнь, ишемическая болезнь сердца, заболевания желудочно-кишечного тракта и периферической нервной системы. Разработанные в Томском НИИ курортологии и физиотерапии ФМБА России реабилитационные технологии позволяют предупредить возможную хронизацию патологических процессов, повысить адаптационные резервы организма и улучшить качество жизни лиц, пострадавших в чрезвычайных ситуациях. В Томском НИИ курортологии и физиотерапии накоплены ретроспективные данные и определены методики оценки состояния пациентов после реабилитации назначенными комплексами.

Целью рассматриваемой работы является описание рекомендательной системы, позволяющей прогнозировать результат реабилитации вновь поступившего пациента по данным его анализов. Выделено два важных этапа: 1) отбор информативных признаков из ретроспективных данных, максимально влияющих на изменение интегрального индекса здоровья;

2) построение нечеткой модели, описывающей закономерности между входными и выходными переменными.

## Материалы и методы

Эмпирической базой исследования послужили клинические данные о функциональном состоянии организма участников вооруженных конфликтов, прошедших реабилитацию в Томском НИИ курортологии и физиотерапии с использованием одного из пяти комплексов.

**Кроссвалидация.** Ретроспективные данные были разделены в следующем соотношении: 80 % – обучающая выборка, 20 % – тестовая выборка. Учитывая стохастическую сходимость метаэвристических методов, каждый эксперимент был проведен десять раз на каждом варианте разбиения.

**Интегральный индекс здоровья.** На основании совокупности данных вычислялся индекс функционального напряжения организма

$$FNO = \text{Индекс\_АГ} / \text{Индекс\_РЛПО},$$

где *Индекс\_АГ* – индекс адаптивных гормонов: отношение концентрации глюкокортикоидов (*KZ*) к инсулину (*IS*) в сыворотке крови; *Индекс\_РЛПО* – индекс резерва липидов для перекисного окисления.

После прохождения пациентом курса лечения у него также брали анализы и вычисляли индекс *FNO*. При этом увеличение величины индекса *FNO* в динамике свидетельствовало об усилении степени функционального напряжения организма, а уменьшение – о нормализации нарушенных функций. Соответственно выходным интегральным индексом здоровья может служить

$$FNO\_koef = FNO_{до} / FNO_{после}.$$

Величина данного индекса свидетельствует об эффективности лечения для конкретного пациента. Значение *FNO\_koef* > 1 говорит о том, что у пациента наступили заметные улучшения после прохождения назначенного ему курса лечения, в противном случае заметных улучшений не наблюдается.

В зависимости от значения *FNO\_koef* пациенты были отнесены к одному из двух классов: 1) значимого изменения состояния не произошло; 2) произошло улучшение состояния пациента.

**Отбор информативных признаков.** Решение задачи формирования информативного признакового пространства проводится с помощью жадного алгоритма. Работа указанного алгоритма заключается в принятии локально оптимальных решений на каждом этапе в предположении, что конечное решение также окажется оптимальным [4]. В данной реализации алгоритм работает в режиме добавления признаков, когда на каждом шаге в результирующий набор попадает тот признак, при добавлении которого ошибка классификации становится меньше всех.

**Нечеткий классификатор.** Основой для построения рекомендательной системы является нечеткий классификатор, правило которого имеет следующий вид:

$$R_{ij}: \text{ЕСЛИ } x_1 = A_{1j} \text{ И } x_2 = A_{2j} \text{ И } \dots$$

$$\dots \text{ И } x_m = A_{mj} \text{ ТО class} = c_k,$$

где  $x = [x_1, \dots, x_m]^T \in \mathfrak{R}^m$ ,  $A_{ij}$  – нечеткая область определения  $i$ -й входной переменной;  $c_k$  – идентификатор  $k$ -го класса,  $k \in \{1, c\}$ .

Выход классификатора определяется следующим образом:

$$\text{class} = c_{j^*}, j^* = \arg \max_{1 \leq j \leq c} \beta_j,$$

где

$$\beta_j(x_p) = \sum_{R_{ij}} \prod_{l=1}^m \mu_{A_{il}}(x_{pl}), \quad j \in \{1, 2, \dots, c\},$$

– степень принадлежности наблюдения  $x_p$  к  $j$ -му классу.

Нечеткий классификатор определяется вектором оптимизируемых параметров  $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_N]$ . Пусть дано множество обучающих данных (таблица наблюдений)  $\{(x_p; t_p); p = 1, \dots, z\}$ , определим следующую единичную функцию:

$$\text{delta}(p, \theta) = \begin{cases} 1, & \text{если } c_p = f(x_p, \theta), p = 1, \dots, z; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Тогда численный критерий точности классификации может быть выражен следующим образом:

$$Pr(\theta) = \frac{\sum_{p=1}^z \text{delta}(p, \theta)}{z}. \quad (1)$$

Проблема построения нечеткого классификатора сводится к проблеме поиска максимума заданной функции в многомерном пространстве, координаты которого соответствуют параметрам классификатора [5].

**Гибридный метод.** Построение нечеткого классификатора выполняется с помощью гибридного метода идентификации структуры и параметров на основе островной модели [6]. Метод включает в себя:

- 1) алгоритм «пчелиной колонии» для генерации правил нечеткой системы, который служит для формирования базы правил нечеткого классификатора и объединяет две концепции поиска решения: «пчелы-разведчики» используют методологию случайного поиска, а «рабочие пчелы» реализуют идею локального поиска, настраивают antecedенты и правила [7];
- 2) алгоритм «пчелиной колонии» для идентификации параметров нечеткого классификатора оптимизирует параметры antecedентов (ЕСЛИ-части) нечетких правил [7];
- 3) алгоритм генерации нечетких классификаторов на основе экстремумов таблицы наблюдений предназначен для формирования начальной базы правил, содержащей по одному правилу на каждый класс; кроме того, алгоритм устраняет ненакрытые термами области изменения входных переменных [7].

## Результаты

Создана система, рекомендуемая по совокупности входных признаков (результатов обследования) один из пяти комплексов реабилитации вновь поступающему пациенту.

Точность классификации зависит от числа используемых в классификаторе признаков. Для каждого комплекса реабилитации было проведено исследование, направленное на отбор информативных признаков для включения в рекомендательную систему. На *рис. 1* показана зависимость точности классификации, вычисленной по формуле (1), от числа признаков для первого комплекса медицинской реабилитации.

Выявленные информативные признаки для первого комплекса в порядке их добавления жадным алгоритмом, а также их относительный вклад (в скобках) в полученный результат приведены ниже:

VR (0,1857) – вегетативная реактивность пациента при проведении клиноортостатической пробы с помощью метода кардиоинтервалографии;

MDAs (0,15) – концентрация малонового диальдегида после окисления липидов сыворотки крови, стимулированного ионами Fe<sup>2+</sup>;

TG (0,1286) – содержание триглицеридов в сыворотке крови;

T3 (0,1143) – концентрация трийодтиронина в сыворотке крови;

F (0,1) – шкала дистресса и дезадаптации при детальном анализе структуры постстрессовых реакций по опроснику травматического стресса И.О. Котенева;

s4 (0,0857) – шкала импульсивности, отражающая стенический тип реагирования при определении личностных черт и характерологических акцентуаций с помощью стандартизованного многофакторного метода исследования личности [8];

*Таблица 1*

**Усредненные результаты точности классификатора, настроенного гибридным методом, для прогноза эффективности реабилитации первым комплексом**

Количество признаков	Входные признаки	Процент правильной классификации			
		Обучающая выборка		Тестовая выборка	
		Среднее	СКО	Среднее	СКО
1	VR	71,63	6,72	50,02	10,86
8	VR, MDAs, TG, T3, F, s4, TTG, Mof	83,87	2,42	81,25	6,84
13	VR, MDAs, TG, T3, F, s4, TTG, Mof, CAT, KZ, INf, IS, TST	95,27	1,07	62,5	11,73

*Таблица 2*

**Усредненные результаты точности классификатора, настроенного гибридным методом, для прогноза эффективности реабилитации вторым комплексом**

Количество признаков	Процент правильной классификации			
	Обучающая выборка		Тестовая выборка	
	Среднее	СКО	Среднее	СКО
1	71,18	12,42	53,21	15,75
6	84,05	3,41	76,48	5,22
56	94,53	1,27	42,46	15,61

*Таблица 3*

**Усредненные результаты точности классификатора, настроенного гибридным методом, для прогноза эффективности реабилитации третьим комплексом**

Количество признаков	Процент правильной классификации			
	Обучающая выборка		Тестовая выборка	
	Среднее	СКО	Среднее	СКО
1	72,84	6,91	57,47	11,63
11	86,04	2,38	75,793	5,49
56	96,73	0,84	38,51	12,35

*Таблица 4*

**Усредненные результаты точности классификатора, настроенного гибридным методом, для прогноза эффективности реабилитации четвертым комплексом**

Количество признаков	Процент правильной классификации			
	Обучающая выборка		Тестовая выборка	
	Среднее	СКО	Среднее	СКО
1	73,68	6,26	43,72	9,42
7	84,21	2,44	78,57	6,93
24	94,73	2,14	57,81	11,88

*Таблица 5*

**Усредненные результаты точности классификатора, настроенного гибридным методом, для прогноза эффективности реабилитации пятым комплексом**

Количество признаков	Процент правильной классификации			
	Обучающая выборка		Тестовая выборка	
	Среднее	СКО	Среднее	СКО
1	83,76	4,74	65,81	9,36
7	91,25	2,43	78,88	8,15
21	96,51	0,48	66,27	11,39

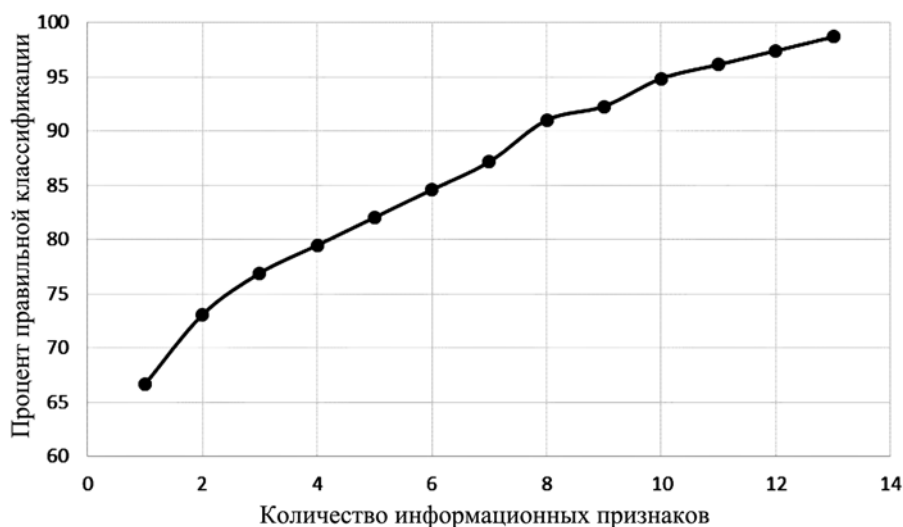


Рис. 1. Зависимость процента правильной классификации от количества информативных признаков для первого комплекса реабилитации

TTG (0,0714) – концентрация тиреотропного гормона в сыворотке крови;

Mof (0,05) – мода – наиболее часто встречающееся значение R-R интервала, характеризующее гуморальное звено регуляции сердечного ритма при кардиоинтервалографическом исследовании;

CAT (0,0429) – уровень активности каталазы в сыворотке крови;

KZ (0,0286) – концентрация кортизола в сыворотке крови;

INf (0,0214) – фоновый интегральный показатель уровня функционирования центрального контура регуляции сердечным ритмом – ИН (индекс напряжения);

IS (0,0143) – концентрация инсулина в сыворотке крови;

TST (0,0071) – концентрация тестостерона в сыворотке крови.

Выбор ограничен 13 входными признаками, так как дальнейшее увеличение числа признаков не приводит к существенному увеличению точности классификации.

Для четырех других комплексов реабилитации выявлены другие наборы информативных признаков: их число для второго комплекса – 56, для третьего – 56, для четвертого – 24, для пятого – 21.

В табл. 1-5 приведены результаты классификации: 1) с одним лучшим признаком, определенным жадным алгоритмом; 2) с оптимальным числом признаков; 3) со всеми признаками для данного комплекса.

Табл. 1-5 показывают, что на полном наборе признаков классификатор переобучен, так как высокая точность на обучающей выборке приводит к существенному снижению точности на тестовой выборке и большому значению среднеквадратического отклонения (СКО) на тестовой выборке. Оптимальное количество признаков для первого комплекса – восемь, на этом наборе получен лучший процент классификации на тестовой выборке и приемлемое значение СКО.

## Заключение

Построенная рекомендательная система позволяет решать следующие медицинские проблемы: 1) на основе анализа ретроспективных данных (до лечения и после) ранее прошедших реабилитацию пациентов назначать комплексы лечения и реабилитации вновь поступившим пациентам; 2) оптимизировать количество показателей-предикторов для выбора лечения и реабилитации с 77 до 31.

Принцип построения системы носит инструментальный характер, сфера использования рекомендательной системы – научные исследования, здравоохранение, образовательная деятельность.

Круг пользователей включает в себя амбулаторно-поликлинические, санаторно-курортные учреждения, центры реабилитации и восстановительного лечения, кафедры медицинских и технических университетов.

*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 16-07-00034а и Министерства образования и науки РФ в рамках базовой части государственного задания ТУСУР на 2015 год (проект № 3657).*

## Список литературы:

1. *Ohno-Machado L.* Modeling medical prognosis: Survival analysis techniques // *Journal of Biomedical Informatics*. 2001. Vol. 34. PP. 428-439.
2. *Cruz J.A., Wishart D.S.* Applications of Machine Learning in Cancer Prediction and Prognosis // *Cancer Informatics*. 2006. Vol. 2. PP. 59-78.
3. *Зайцев А.А., Ходашинский И.А., Плотников О.О.* Прогнозирование эффективности немедикаментозного лечения на основе ансамблей классификаторов // *Вопросы курортологии, физиотерапии и лечебной физической культуры*. 2011. № 4. С. 46-49.
4. *Кормен Т., Лейзерсон Ч., Ривест П., Штайн К.* Алгоритмы: построение и анализ. 2е изд. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2005. 1296 с.
5. *Горбунов И.В., Ходашинский И.А.* Методы построения трехкритериальных Парето-оптимальных нечетких классификаторов // *Искусственный интеллект и принятие решений*. 2015. № 2. С. 75-87.
6. *Ходашинский И.А., Горбунов И.В.* Гибридный метод построения нечетких систем на основе модели островов // *Информатика и системы управления*. 2014. № 3 (41). С. 114-120.
7. *Hodashinsky I.A., Meshcheryakov R.V., Gorbunov I.V.* Designing fuzzy rule-based classifiers using bee colony algorithm / *Proceedings of the 2014 International Conference on Informatics, Networking and Intelligent Computing (INIC 2014)*, 16-17 Nov. 2014, Shenzhen, China. – CRC Press, 2015. PP. 25-34.
8. *Собчик Л.Н.* СМИЛ. Стандартизированный многофакторный метод исследования личности. – СПб.: Речь, 2000. 219 с.

*Иван Викторович Горбунов,  
канд. техн. наук, мл. научный сотрудник,  
Институт системной интеграции  
и безопасности ИСИБ, ТУСУР,  
Алексей Александрович Зайцев,  
канд. мед. наук, директор,  
ФГУ «Томский НИИ курортологии  
и физиотерапии» ФМБА России,  
Роман Валерьевич Мещеряков,  
д-р техн. наук, профессор,  
директор департамента науки и инноваций,  
проректор по научной работе и инновациям,  
Илья Александрович Ходашинский,  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра комплексной информационной  
безопасности электронно-вычислительных систем,  
Томский государственный университет  
систем управления и радиоэлектроники,  
г. Томск,  
e-mail: noby.Ardor@gmail.com*

\* \* \* \* \*