

УДК 57:616:617:004.891.3

**МОДЕЛЬ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ
ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКОЙ
ПОДДЕРЖКИ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ
БОЛЬНОГО В ДО- И ПОСЛЕОПЕРАЦИОННЫЙ ПЕРИОДЫ**

¹Калугина Н.М., ¹Артеменко М.В., ²Мишустин В.Н., ¹Щекина Е.Н.

¹Юго-Западный государственный университет, Курск, e-mail: kstu-bmi@yandex.ru;

²Курский государственный медицинский университет, Курск, e-mail: vladimirshef2011@mail.ru

Статья посвящена проблеме повышения эффективности операции и последующего восстановительно-лечебно-профилактического процесса путем разработки и исследования модели информационно-аналитической поддержки функционального состояния пациента на различных технологических этапах ведения больного. Модель включает в себя основные модули: формирование анамнеза, до- и послеоперационные обследования, оценка риска возникновения и развития патологических состояний и исходов (уровней функционального состояния), диагностика (прогноз) состояний и исходов, профилактика и терапия, операционное воздействие. Предлагаемая структурная схема предполагает применение автоматизированной системы поддержки принятия решений для формирования рекомендаций по прогнозированию, лечению и профилактике различных патологических форм физиологических систем организма в до- и послеоперационный периоды, оцениваемых как принадлежность функционального состояния к определенному уровню (рассматривается методика определения и краткая характеристика уровней). Материалы статьи могут быть использованы в клинических условиях и учебном процессе повышения квалификации медицинских работников.

Ключевые слова: функциональное состояние человека, автоматизированные системы поддержки принятия решений, информационная модель, аналитическая обработка

**MODEL OF THE AUTOMATED INFORMATION AND ANALYTICAL SUPPORT
OF A FUNCTIONAL CONDITION OF THE PATIENT IN BEFORE
AND AFTER OPERATIONAL THE PERIODS**

¹Kalugina N.M., ¹Artemenko M.V., ²Mishustin V.N., ¹Shchekina E.N.

¹Southwest State University, Kursk, e-mail: kstu-bmi@yandex.ru;

²Kursk State Medical University, Kursk, e-mail: vladimirshef2011@mail.ru

Article is devoted to a problem of increase in efficiency of operation and the subsequent recovery treatment-and-prophylactic process by development and a research of model of information and analytical support of a functional condition of the patient at various technological stages of maintaining the patient. The model includes the main modules: formation of the anamnesis, before and after operational inspections, assessment of risk of emergence and development of pathological states and outcomes (levels of a functional state), diagnostics (forecast) of states and outcomes, prevention and therapy, operational influence. The offered block diagram assumes use of the automated system of support of decision-making for formation of recommendations about forecasting, treatment and prevention of various pathological forms of physiological systems of an organism in before and after operational the periods, estimated as belonging of a functional state to a certain level (the technique of definition and the short characteristic of levels is considered). Materials of article can be used in clinical conditions and educational process of professional development of health workers.

Keywords: a functional condition of the person, the automated systems of support of decision-making, information model, analytical processing

Согласно классическому определению – функциональное состояние пациента представляет собой комплекс свойств определяющих его жизнеспособность [1, 2]. Как правило, в этот комплекс входят значения таких показателей, как давление, пульс, антропометрические данные, общее состояние.

Разными авторами [3, 4] предлагают различные классификационные уровни функционального состояния. Распространяя аналогии предлагаемых уровней на организм пациента хирургического отделения, предлагается следующая систематизация – представлена в таблице.

В таблице переменная LET характеризует уровень напряженности и вычисляется по формуле

$$LET_k = \log_2 \left(\frac{H_k}{H_1} \right), \quad (1)$$

где H_k – уровень напряженности текущего k -го состояния пациентов, H_1 – уровень напряжения 1-го состояния.

Значения H_k вычисляются путем применения некоторого функционала от значений различных признаков, характеризующих состояние пациента и являющихся информативными факторами риска возможного

развития патологического процесса в до и после операционный периоды.

Признаки, характеризующие состояние пациента, в большинстве случаев можно свести к логическим переменным, принимающим значение «true» – признак присутствует у пациента, «false» – признак отсутствует. Если от множества информативных признаков (вопросы формирования такового рассмотрены, например, в [5, 6]) перейти к кортежам, упорядочив признаки по любому критерию, – например, показателю информативности, то, перейдя к бинарному кодированию признаков, в качестве H_k предлагается принять величину

$$H_k = H_1 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_{i,k} - x_{i,1}|, H_1 = \sum_{i=1}^n x_{i,1},$$

где $x_{i,k}$ – бинарное значение i -го признака в текущем состоянии k , $x_{i,1}$ – бинарное значение i -го признака в состоянии 1.

Проведение вычислительных процедур и формирование превентивных диагностических заключений предлагается осуществлять на различных этапах обследования пациента (до и после операции) с целью выявления его адаптационных возможностей и резервов организма по преодолению последствий операционного вмешательства.

Для повышения оперативности и качества оценки уровней напряженности функционального состояния пациента предлагается применять автоматизированную систему поддержки принятия решений (АСППР), которая не только оценивает степень напряжения, но и формируют рекомендательные заключения по прогнозу развития ситуации и возможных терапевтических (или иных корректирующих состояний пациента) воздействий.

Проектирование АСППР (как в целом, так и отдельных ее элементов) основывается на определенной модели автоматизи-

рованной информационно-аналитической поддержки функционального состояния пациента на ключевых этапах лечения (включая операционное вмешательство) – например, представленная на рисунке.

Согласно рисунку модель отражает следующую технологию прогнозирования и профилактики. По результатам анализа анамнеза больного, до и после операционного вмешательства системой поддержки принятия решений осуществляется вычисление рисков различных прогнозов тромбоэмболии и исходов лечения в целом. По определенным решающим правилам осуществляется диагностика патологических форм и исхода лечения или профилактики. Этот процесс осуществляется под управлением лечащего врача на основе рекомендаций, сформированных системой поддержки. После выбранной, согласно рекомендациям, терапии осуществляется контроль состояния пациента и определение рисков. Данный процесс повторяется до достижения желаемого эффекта (выздоровления или купирования состояния) или летального исхода.

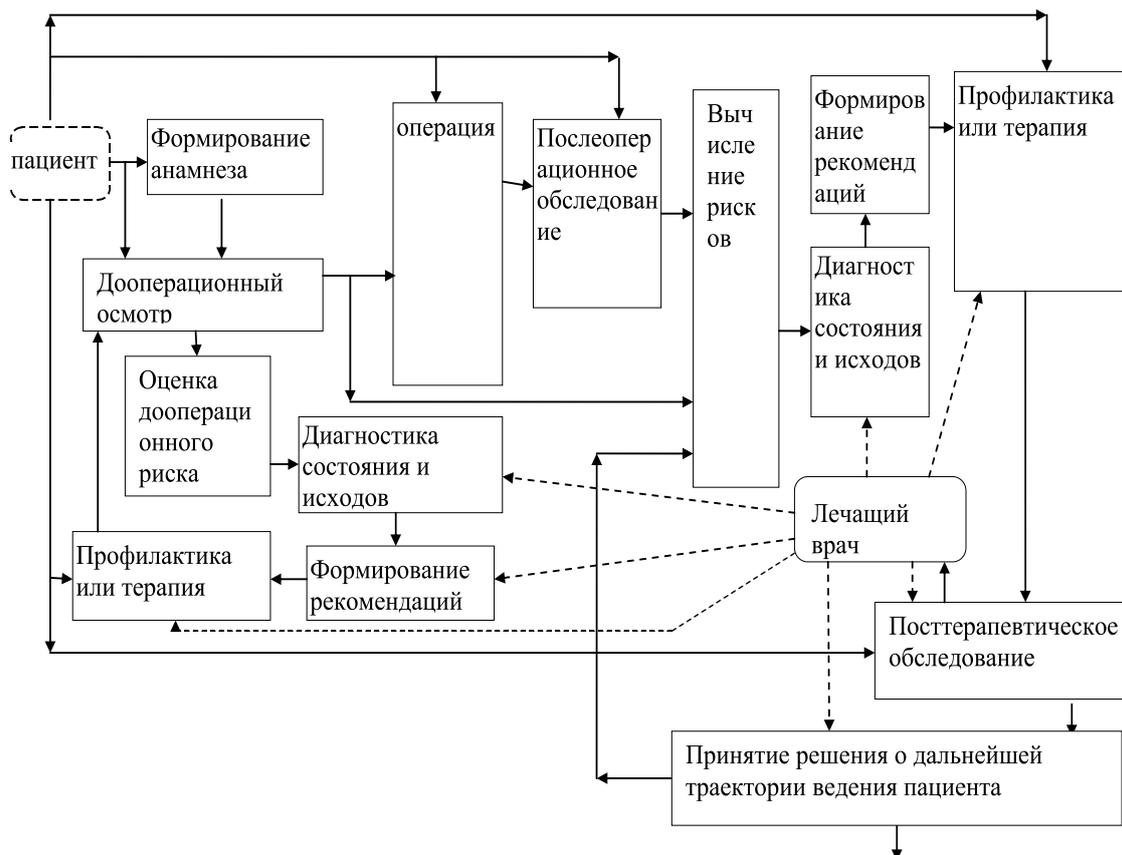
Поскольку процессы терапевтического воздействия (профилактики и-или лечения) включают в себя применение автоматизированной системы поддержки принятия решения при определении рисков и классификации состояний и исходов, то появляется возможность для конкретного больного фиксировать (и далее – анализировать) градиент изменений и скорость изменения состояний в численной форме и тем самым оценивать эффективность профилактики и-или лечения в количественных формах, отражая качество терапевтического процесса.

К значениям показателей качества функционирования предлагаемой СППР ПТ предъявляются следующие требования:

– клиническая приемлемость и непроторчивость;

Уровни напряженности функциональных систем организма

№ п/п	Значение LET (верхняя граница)	Степень напряжения регуляторных систем организма	Состояние организма
1	0,38	Оптимальный уровень (норма)	Хорошее
2	0,73	Умеренное напряжение	Удовлетворительное
3	1,35	Выраженное напряжение	Тяжелое
4	1,72	Резко выраженное напряжение	Крайне тяжелое (преагональное)
5	2,35	Перенапряжение	Крайне тяжелое (преагональное)
6	3	Резко выраженное перенапряжение	Терминальное (агональное)
7	3,72	Истощение регуляторных систем	Терминальное (агональное)
8	4,35	Резко выраженное истощение регуляторных систем	Предсостояние клинической смерти
9	>6	Возможен летальный исход	Клинической смерти



Укрупненная информационно-аналитическая модель

– нижние пороговые значения показателей качества не должны быть меньше, чем у ранее разработанных и применяемых (с решающими правилами для сходных форм тромбозов и-или на ином математическом аппарате). Такими в данном случае являются [7, 8] диагностическая чувствительность (ДЧ), диагностическая специфичность (ДС), диагностическая эффективность (ДЭ) с пороговыми значениями 0,8.

Обеспечение адекватности синтезированных решающих правил обуславливается двумя основными факторами:

- научно обоснованным сформированным множеством информативных признаков, обладающих требуемыми классификационными характеристиками и системно представляющих состояние организма;
- научно обоснованными и логически непротиворечивыми методами и алгоритмами структурно-параметрической идентификации (синтеза) решающих правил.

Вопросам формирования множества информативных признаков и упорядочивания его элементов по выбранным показателям

посвящено множество исследований, рассмотренных в [6, 7].

Большинство из них предполагает:

- обязательное соблюдение принципов доказательной медицины (исключение составляют экспертные методы);
- использование одного из методов с учетом специфики структуры данных;
- обработку одномодальных признаков;
- обработку количественных признаков, представленных в непрерывной шкале значений.

В связи с этим предлагается осуществлять оценку информативности признаков различными методами, учитывающими их гетерогенность и модальность, а затем, упорядочив множество признаков по мере убывания показателя информативности для каждого из методов (частные кортежи признаков), получить искомое множество информативных признаков путем пересечения частных кортежей (или организации взвешенно-мажоритарного голосования между ними) и задания критерия, определяющего максимальный объем множества.

В качестве подобных методов предлагается использовать:

– *Метод корреляционных предпочтений.*

В каждом классе ω_l вычисляются матрицы парной корреляции между признаками, которым ставятся в соответствие матрицы смежности S_j :

$$s_{l,i,j} = \begin{cases} 1, & \text{если } |r_{i,j}| \geq rp_l \\ 0, & \text{если } |r_{i,j}| < rp_l \end{cases},$$

где $r_{i,j}$ – коэффициент парной корреляции между признаками i и j , rp_l – пороговые значения для коэффициентов парной корреляции в классах ω_l .

Далее вычисляются значения матрицы Msp :

$$Msp_{i,j} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L s_{l,i,j},$$

которые используются для определения значений вектора Vsp :

$$Vsp_i = \sum_{j=1}^n Msp_{i,j}$$

(n – количество исходных признаков). В качестве меры информативности признака i принимается величина

$$Infkor_i = \frac{1}{Vsp_i}.$$

– *Метод дискриминантных предпочтений.*

Допустим, значения признаков принимают значения «true» («1») либо «false» (0) либо используется бинарное кодирование в алфавите $\{0,1\}$. В этом случае предлагается применять аналог полинома Габора в виде логического многочлена:

$$Yb_{l,j}(\{Zb\}) = \bigvee_{t=1}^T \left(\bigwedge_{i=1}^n (\alpha_{t,i} \rightarrow zb_i) \right),$$

где n – количество показателей, представленных в булевой форме; T – количество дизъюнкций; $\alpha_{t,i}$ – логическая константа, позволяющая учитывать или не учитывать логическую переменную i в конъюнкции t ($\alpha_{t,i} = true$ – показатель i учитывается, $\alpha_{t,i} = false$ – показатель i не учитывается), zb_i – признак i из $\{Zb\}$.

Приведенная формула идентифицируется с помощью аппарата логических нейронных сетей или любыми алгоритмами минимизации булевых функций. Затем, для каждого класса ω_l определяем множество отличий $\{eb\}_l$ логических аппроксимантов от клинически подтвержденных ситуаций, по которым для каждого класса ω_l признаки x_i упорядочиваются и формируются l мно-

жеств характеристик для классов и соответствующие им множества рангов $\{Rn\}^w$

Итоговая информативность определяется как

$$InfDisP(x_i) = \frac{\max_{l=1, \dots, L} (Rn_{x_i}^{w_l})}{\max_{j=1, \dots, N} \left(\max_{l=1, \dots, L} (Rn_{x_i}^{w_l}) \right)}.$$

В качестве элементов множества решающих правил предлагается использовать продукционные конструкции, позволяющие по выполнению (невыполнению) определенных условий осуществлять соотнесение состояния пациентов к определенным классам, – уровням напряженности функционального состояния или определенным патологическим состояниям.

Для случая, когда значения прямых или латентных признаков принадлежат нечетким множествам с базовыми переменными на непрерывной шкале разработаны методы нечеткого логического вывода [9].

Для решения подобных задач в случае представления признаков в форме логических переменных предлагается использовать либо ДСМ-метод [10], либо логический нечеткий вывод на основе лингвистических переменных, как наиболее приближенный к синдромальному подходу в медицине.

Использование ДСМ-метода в случае большого количества признаков (более 20) недостаточно продуктивно, поскольку возникают проблемы с вычислительными ресурсами организации полного перебора сочетаний всех признаков (более 2^{20} и последующим степенным ростом) и выполнением необходимых условий выполнимости посылок правил ДСМ-индукции [11] в случае, если количество пациентов в обучающей выборке соизмеримо (одного порядка или меньше) с количеством анализируемых признаков. Подобные проблемы возникают и при выборе оптимальной конструкции лингвистической переменной.

В связи с этим синтез условий активации продукций с учетом указанной специфики «входной» информации предлагается осуществлять с помощью искусственных логических нейронных сетей [12], организованных на основе базовых парадигм метода группового учета аргументов – МГУА [13].

Таким образом, предлагаемая модель автоматизированной информационно-аналитической поддержки функционального состояния больного в до- и послеоперационный периоды позволяет на различных этапах технологии ведения больного в хирургическом отделении анализировать его функциональное состо-

яние с помощью современных компьютерных технологий применения СППР и оперативно вмешиваться в процесс течения болезни и ее терапии. Отслеживание информационных потоков между отдельными частями модели позволяет формализовать и объективизировать терапевтический процесс, способствуя повышению эффективности операционного воздействия и качества лечения.

Предлагаемая модель апробировалась в хирургическом отделении Курской областной больницы для прогноза развития тромбозов при эндопротезировании крупных суставов (показатели качества – диагностические чувствительности специфичности и эффективности превышали уровень 0,87).

Список литературы

1. Судаков К.В. Физиология. Основы и функциональные системы. Курс лекций. – М.: Медицина, 2000. – 772 с.
2. Илларионов В.Е. Научно-практические основы информационной медицины. Изд. – 2-е. – М.: Книжный дом «ЛИБРОКОМ», 2010. – 184 с.
3. Артёменко М.В., Бородин М.В., Калугина Н.М., Курочкин А.Г. Идентификация факторов воздействия на объект самоорганизационным анализом спектра характеризующего сигнала // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2017. – Т. 15. № 5. – С. 8–12.
4. Превентивная медицина. Опыт работы информационного полипараметрического комплекса [Текст]: [монография] / Н.В. Дмитриева [и др.]; под ред. Н.В. Дмитриевой. – М.: URSS: ЛИБРОКОМ, 2010. – 248 с.
5. Артёменко М.В., Подвальный Е.С., Старцев Е.А. Метод комплексной оценки и выборка состава информативных признаков в задачах оценки состояния биотехнических систем // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2016. – № 9. – С. 38–44.
6. Артёменко М.В., Калугина Н.М., Шуткин А.Н. Формирование множества информативных показателей на основании аппроксимирующего полинома Колмогорова-Габора и максимального градиента функциональных различий // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. – 2016. – № 1 (18). – С. 116–123.
7. Hoffman R.R., Feltovich P.J., Ward P., Dibello L., Fiore S.M., Andrews D.H. Accelerated expertise training for high proficiency in a complex world // В книге: Accelerated Expertise: Training for High Proficiency in a Complex World. – 2013. – С. 1–256.
8. Голева О.П., Федорова Г.В., Щербаков Д.В. Учебное пособие по медицинской статистике : учебное пособие. – Омск, 2013. – 365 с.
9. Корневский Н.А., Артёменко М.В., Провоторов В.Я., Новикова Л.А. Метод синтеза нечетких решающих правил на основе моделей системных взаимосвязей для решения задач прогнозирования и диагностики заболеваний // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. – 2014. – Т. 13. № 4. – С. 881–886.
10. Добрынин Д.А. Применение интеллектуальной системы типа ДСМ для анализа клинических данных // Российский биотерапевтический журнал. – 2014. – Т. 13. № 3. – С. 57–60.
11. Финн В.К. О представлении необходимых условий выполнимости посылок правил ДСМ-индукции для анализа медицинских данных // Научно-техническая информация. Серия 2: Информационные процессы и системы. – 2011. – № 5. – С. 1–5.
12. Барский А.Б., Дмитриев А.А., Барская О.А. Медицинские информационно-справочные системы на логических нейронных сетях // Информационные технологии. – 2010. – № 1. – С. 1–32.
13. Орлов А.А. Принципы построения архитектуры программной платформы для реализации алгоритмов метода группового учета аргументов // Управляющие системы и машины. – 2013. – № 2. – С. 65–71.