

УДК 681.518.5: 519.6: 616



В. А. Горячая, М. Л. Угрюмов, С. В. Черныш

Национальный аэрокосмический университет «ХАИ»,
г. Харьков, Украина, Splajjna@gmail.com;

Национальный аэрокосмический университет «ХАИ»,
г. Харьков, Украина, m.ugryumov@khai.edu;

Национальный аэрокосмический университет «ХАИ»,
г. Харьков, Украина, 91sergey@gmail.com

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ПАЦИЕНТОВ В СИСТЕМАХ МЕДИЦИНСКОГО МОНИТОРИНГА

Предложена прикладная информационная технология прогнозирования состояния пациентов с помощью компьютерной системы поддержки принятия решений (КСППР) в условиях параметрической неопределенности входных данных, которая позволяет повысить качество диагностирования состояния пациентов. КСППР реализует разработанную математическую модель синтеза рациональных решений нелинейной задачи прогнозирования на основе концепции тренд-анализа, метод оценивания информативности переменных многомерных диагностических моделей и моделей контроля состояния, а также статистический метод классификации состояния пациентов на основе аппарата вероятностных нейронных сетей. Представлен пример диагностирования состояния пациентов на основе разработанной КСППР. Высокая эффективность сформированной системной методологии решения задачи прогнозирования состояния пациентов в системах медицинского мониторинга и реализующей ее прикладной информационной технологии достигается за счет применения разработанных методов, а также процедуры ортогонализации и редукции размерности факторного пространства переменных состояния, которая обеспечивает вероятность распознавания классов контрольной выборки свыше 75%.

СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ, ПРОГНОЗИРОВАНИЕ, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ МЕТОДЫ, КЛИНИЧЕСКАЯ МЕДИЦИНА

Горячая В.О., Угрюмов М.Л., Черныш С.В. Інформаційна технологія діагностування стану елементів систем медичного моніторингу. Запропоновано прикладну інформаційну технологію прогнозування стану пацієнтів за допомогою комп'ютерних систем підтримки прийняття рішень (КСППР) в умовах параметричної невизначеності вхідних даних, яка дозволяє підвищити якість діагностування стану пацієнтів. КСППР реалізує розроблену математичну модель синтезу раціональних рішень нелінійної задачі прогнозування стану пацієнтів на основі концепції тренд-аналізу, метод оцінювання інформативності змінних багатовимірних діагностичних моделей і моделей контролю стану, а також статистичний метод класифікації стану пацієнтів в системах медичного моніторингу на основі апарату ймовірнісних нейронних мереж. Наведено приклад діагностування стану пацієнтів на основі розробленої КСППР. Висока ефективність сформованої системної методології вирішення задачі прогнозування стану пацієнтів в системах медичного моніторингу досягається за рахунок застосування розроблених методів, а також процедури ортогоналізації й редукції розмірності факторного простору змінних стану, яка забезпечує ймовірність розпізнавання класу контрольної вибірки понад 75%.

СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ПРОГНОЗУВАННЯ, ОБЧИСЛЮВАЛЬНІ МЕТОДИ, КЛІНІЧНА МЕДИЦИНА

Goriacha Veronika A., Ugryumov Mykhailo L., Chernysh Sergey V. Information technology for forecasting of elements condition of medical monitoring systems. This article propose applied information technology of prediction process of the patients' condition with the computer decision support system (CDSS) in the parametric uncertainty of input data, which allows to improve the diagnosing quality of the patients' condition. The CDSS implements developed a mathematical model for the synthesis of rational solutions of the nonlinear predicting problem of patients' condition, which based on the trend analysis concept, a method for evaluating variables informativeness of multidimensional diagnostic models and state control models, and a statistical method for classifying patients in medical monitoring systems based on the probabilistic neural networks. The paper present an example of the patients' condition diagnosing based on the developed CDSS. High efficiency of the developed methodology for solving predicting problems in medical monitoring systems is achieved through the application of the developed methods, as well as the orthogonalization and reduction procedure for the dimension of the factor space of state variables, which provides the probability of recognizing the control sample class in excess of 75%.

SOFTWARE DECISION SUPPORT SYSTEM, REASONING METHODS, COMPUTATIONAL METHODS, CLINICAL MEDICINE

Введение

Развитие дефектов в технических или медико-биологических системах (МБС) — сложный динамический процесс. Эксперты предметной области

не всегда могут прогнозировать насколько быстро эти дефекты будут развиваться. Не всегда удается прийти к единому мнению на какой стадии развития находятся дефекты и, как следствие, какие методы устранения дефектов применять.

Объектом данного исследования являются процессы прогнозирования состояния элементов (пациентов), как этап процессов принятия решений в системах медицинского мониторинга. Атрибутами этих процессов являются: переменные состояния элементов, диагностические модели, информативные переменные состояния модели, модели контроля состояния, классификация состояния элементов системы.

Проблемами объекта исследования являются:

– высокая вероятность ошибки (ошибки 3-его рода [1]) при распознавании состояния пациентов (принадлежности к одному из классов – возможных состояний) на основе данных мониторинга, ибо в зависимости от состояния пациента (стадии заболевания) назначается индивидуальная программа лечения;

– выбор контролируемых переменных состояния индивидуально для каждого пациента с целью последующего анализа эффективности назначенной программы лечения.

Предметом исследования в данной работе является прикладная информационная технология прогнозирования состояния пациентов с помощью компьютерной системы поддержки принятия решений (КСППР) в условиях параметрической неопределенности входных данных, направленная на автоматизацию процесса диагностирования.

Диагностические модели разрабатываются и используются для анализа значений критериев качества состояний элементов МБС в зависимости от значений переменных состояния. Поэтому важно с точки зрения практической деятельности лица принимающего решения (ЛПР) определить, какие из переменных в большей или меньшей степени влияют на критерии качества, характеризующие состояние элементов МБС.

При решении задачи прогнозирования требуется структурировать математическую модель контроля состояния (ММКС) – тренд – функциональную зависимость, отражающую связь между последующими и предыдущими значениями временного ряда, адекватно описывающую временной ряд. Временные ряды эволюционных процессов, являясь дискретной ММКС динамических систем, как правило, содержат параметрическую неопределенность, являются нестационарными и зашумлены.

При решении задач классификации (о выборе класса, которому принадлежит анализируемый элемент), возникают проблемы оценивания состояния элемента по нескольким контролируемым переменным и корректности этих оценок при их обобщении или совместном использовании на этапе принятия решения ЛПР.

К настоящему времени опубликовано множество работ, посвященных **описанию математических моделей и методов диагностирования** технических и МБС. В публикациях [2, 3] достаточно подробно описаны общие положения теории обучаемых

искусственных нейронных сетей (ИНС), которые широко применяются для построения диагностических моделей (формальных математических моделей) в форме уравнений регрессии.

Следует отметить, **в большинстве работ** посвященных решению задач построения диагностических моделей, оценивания информативности и прогнозирования переменных состояния динамических систем на базе ИНС, **отсутствует** анализ значимости переменных нелинейных моделей с учетом их коррелируемости (коинтегрированности «частных» временных рядов) и точности измерения.

Любая техническая система включает в себя программные средства, как составная часть процесса диагностирования. В состав технических систем медицинского мониторинга для автоматизации процесса диагностирования включают КСППР.

На сегодняшний день существует множество программных средств, предназначенных для решения задач управления элементами систем медицинского мониторинга, на основе данных. Эти программные средства могут выступать как в виде статистических пакетов обработки данных, так и в виде интеллектуальных компьютерных автоматизированных систем. В современной медицинской диагностике врачи пользуются: экспертными системами (ЭС), КСППР [4] и комбинированными ЭС [5, 6, 7, 8]. Целью использования этих систем является не замена врача или других медработников, а поддержка принятия решений ЛПР. В информационных технологиях принята классификация программных средств систем медицинского мониторинга на основе базы знаний и на основе данных мониторинга.

Применение на практике автоматизированных компьютерных систем контроля и диагностирования (АСКД) состояния может помочь ЛПР и/или пациентам (если рассматриваются МБС) принимать решения, которые обеспечат лучшие значения критериев качества работы систем или выживаемости и качества жизни пациентов. Однако разработанное на сегодняшний день информационное обеспечение не позволяют с достаточно высоким уровнем достоверности решать задачи прогнозирования состояния элементов МБС на основе данных мониторинга. Например, существующие подходы к построению ЭС [9, 10] не позволяют решать сложные динамические задачи со свойственной им противоречивостью и неполнотой информации. ЭС направлены на поиск ответа с помощью ограниченного количества правил (знаний) вносимых экспертом, тогда как любые другие системы обрабатывают данные с помощью математических моделей и методов, получая в результате информацию нового качества о состоянии объекта, процесса или явления.

Таким образом, возникает необходимость в повышении качества диагностирования пациентов

путем разработки математических моделей, вычислительных методов и прикладной информационной технологии поддержки принятия решений в системах медицинского мониторинга.

Данная работа посвящена разработке прикладной информационной технологии прогнозирования состояния пациентов с помощью КСППР в условиях параметрической неопределенности входных данных, с целью повышения качества процесса диагностирования.

1. Постановка задачи прогнозирования состояния

Задача прогнозирования состояния формулируется следующим образом: исходя из полученных в результате измерений значений контролируемых переменных \vec{X} , предсказать состояние подсистем (функциональных элементов), в которых возникли дефекты, в будущем. В результате декомпозиции общая методология прогнозирования состояния может быть представлена как последовательность методов решения взаимосвязанных задач:

- построение диагностической модели: выбор критериев качества, структуры модели (тип обучаемых ИНС) и метода обучения [11];
- оценивание информативности «частных» контролируемых переменных состояния, отражающих свойства элементов (редукция данных – оценка информативности переменных, когда некоторые входные переменные малоинформативные и являются избыточными) [12];
- приведение данных мониторинга к виду,

пригодному для регрессионного анализа (дополнительная обработка и формирование выборок с учетом информативных переменных для построения тренд-модели);

- построение математической модели контроля состояния (ММКС);
- вычисление прогнозируемых значений временного ряда в диапазоне, ограниченном горизонтами прогноза, с применением ММКС, а также соответствующих им доверительных интервалов [13];
- задача классификации – отнесение текущего состояния прецедента к одному из выделенных классов: на основе ММКС и полученных результатов решения задачи прогнозирования, решается задача классификации состояния элементов МБС – соотнесение прогнозных значений к одному из сформированных диагностических классов [14].

2. Разработка средств прикладной информационной технологии поддержки принятия решений при прогнозировании состояния элементов МБС

На рис. 1 представлена IDEF-модель прикладной информационной технологии поддержки принятия решений при прогнозировании состояния пациентов в системах медицинского мониторинга на основе наблюдаемых значений переменных состояния с известной точностью измерения приборами, разработанная на основе предложенной методологии.

Предлагаемая прикладная информационная технология включает ряд следующих процедур, соответствующих последовательности

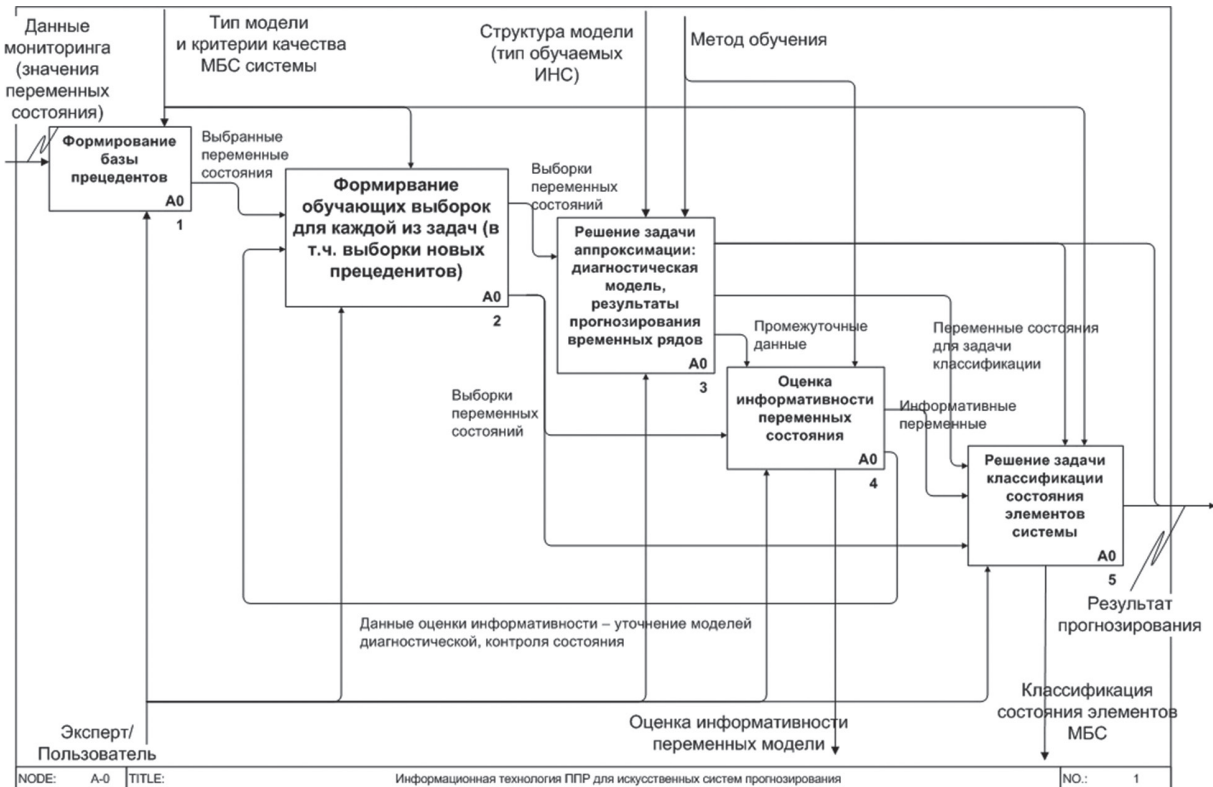


Рис. 1. IDEF – функциональная модель прикладной информационной технологии поддержки принятия решений при прогнозировании состояния элементов МБС

взаимосвязанных задач, описанных в п.1. Разработана реализующая предложенную методологию компьютерная интерактивная КСППР при прогнозировании состояния сложных динамических систем «RMICP®» в условиях неопределенности входных данных [15]. Предложена информационная технология расчетов в среде разработанной КСППР.

Таким образом, на основе полученной информации – прогнозируемых значений переменных состояния с учетом оценок границ их доверительных интервалов, лечащий врач проверяет тенденцию отклонения переменных от их допустимых значений и при необходимости принимает решение о корректировке программы лечения.

3. Пример реализации предложенной методологии с помощью разработанной КСППР «RMICP®»

На основе системного анализа процесса диагностирования элементов МБС была выявлена иерархия этапов диагностирования: лабораторная, визуальная диагностика и соответствующие каждому этапу контролируемые переменные состояния пациентов. Первоначальная размерность множества переменных состояния была равна 24. Сформирована экспериментальная обучающая выборка контролируемых переменных, характеризующих состояния наблюдаемых пациентов для выбранного заболевания. Выборка была разбита на

4 класса: 50, 45, 51 и 33 человека. В качестве классификационного признака при делении общей выборки на классы был выбран уровень прогрессирования заболевания.

На основе множества приведенных переменных, куда вошли все перечисленные данные, с использованием обобщенного метода наименьших квадратов (МНК) и методов обучения ИНС были получены диагностические модели (ДМ) в форме уравнения линейной множественной регрессии (ЛМР), обучаемых ИНС однонаправленной многослойной и радиально-базисной сетей (ОМС и РБС). Качество ДМ оценивалось по критериям: средняя относительная погрешность, коэффициент множественной корреляции и изменение дисперсии сигнала. По результатам оценивания качества аппроксимации различных типов ДМ, выбрана лучшая – в форме РБС. Для ДМ в форме РБС получены: средняя относительная погрешность 0,026; коэффициент множественной корреляции 0,983; изменение дисперсии сигнала: -9,995 децибел.

На рис. 2 представлена экранная форма КСППР «RMICP®» результатов расчета оценки информативности. В качестве примера, на рис. 3, приведены диаграммы оценок информативности контролируемых переменных состояния (24 переменных состояния), полученных на основе анализа ЛМР и РБС для элементов, соответствующих

	Linear	Оценка информативности 1	Оценка информативности 2	Оценка информативности 3	Оц
Age	0.000536607197959735	0.0014855847198052	0.00207274548228072	0.00140793189673128	0.00
VASScale	0.231381425531633	0.00572426883316732	0.0683656832426406	0.0390810880851771	0.00
UrinationCount	0.00186495666539531	0.00262298746480961	0.00368988811923013	0.000342900388083867	0.00
NumberOfUrgency	0.00219258976194714	0.0031796233247795	0.00564229498725507	0.000368410173050869	0.00
NightUrination	0.000667292095032697	0.00244103706030727	0.001736714982976	0.00212215029250711	0.00
Strangury	0.000714969633349452	0.0392387851449814	0.0134317915707714	0.0798441391507982	0.08
OZM	0.023258570136789	0.332728618490956	0.119681297691156	0.463156574552408	0.00
HZM	0.00123072411352938	0.031600457191703	0.0328198649149307	0.010953286207247	0.18
ResidualUrine	0.00409706024701685	0.0103595086662125	0.00155470022177132	0.00687811234840891	0.00
LvSided	0.00251710247146642	0.0264706908870387	0.0105728739292025	0.0248021511694913	0.32
ProstateVolume	7.16833638751422E-05	0.00339647387396174	7.82760593277788E-05	0.00159590912779215	0.00
PSA	0.002822589777664	0.000240930293039803	0.00173239367485886	2.78811144337639E-11	0.00
Hemoglobin	0.000662558884915236	0.00212461763983545	0.00139510122425319	0.00107526354202426	0.00
ESR	0.00108879506049932	0.00021564612865727	1.22845775249899E-05	0.000576952763952038	0.00
Leukocytes	6.3459253693808E-05	0.000900510646923147	0.000404036954088907	0.00137339307431489	0.00
Lymphocytes	0.000287458794191398	0.00285699697866491	0.000370857348291729	0.000494341146841416	0.00
SpecificGravity	2.29757261833952E-05	2.81905654379814E-06	0.000425671391676978	8.33852883511531E-05	0.00
Eritrotsyty	0.0049038831506826	0.00357137131156379	0.00509054093017012	0.0132107218800914	0.05
LeukocytesUrine	0.0019978651390442	0.00957583882599939	0.000473155277945612	0.00556403697454717	0.00

Рис. 2. Результаты расчета оценки информативности

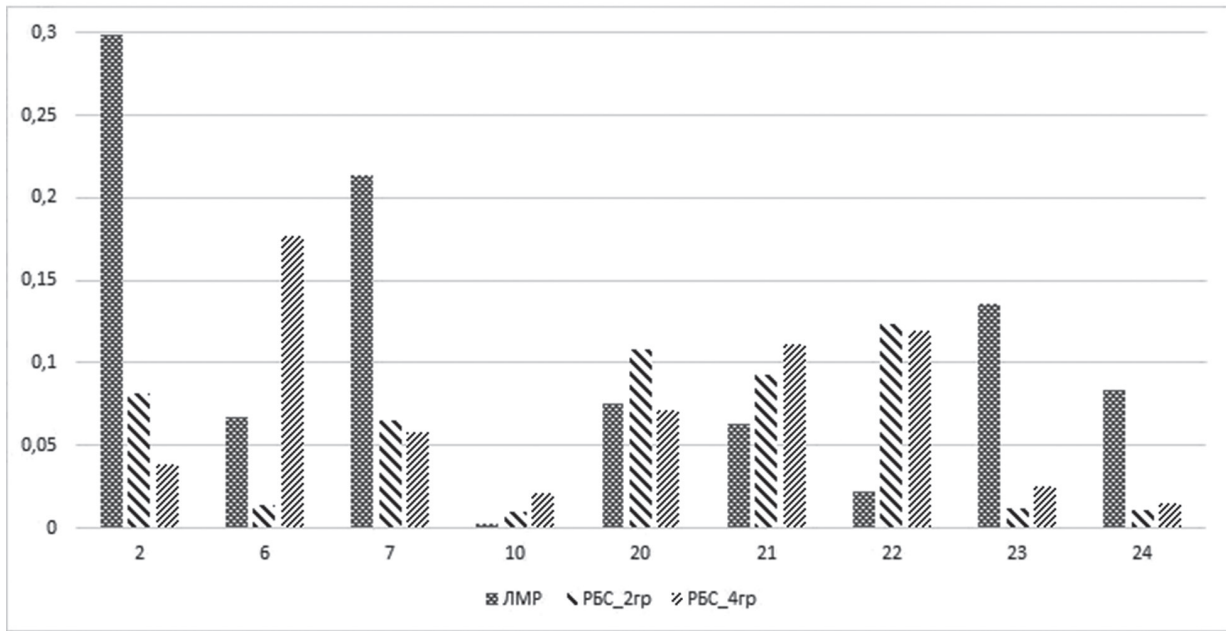


Рис. 3. Результаты оценивания информативности переменных ЛМР и РБС для элементов разных классов (24 контролируемых переменных состояния)

математическим ожиданиям значений переменных состояния для разных классов. Вдоль оси абсцисс отложены номера наиболее информативных переменных состояния, вдоль оси ординат – значения коэффициентов информативности, полученные на основе анализа ЛМР и РБС для элементов разных классов. Эти результаты были получены при заданной относительной точности измерения непрерывных переменных – 1%, булевых – 25%, перечислимого типа – 10% или 15%, соответственно. Корреляционная матрица определялась для выборки, содержащей данные по четырем классам. Далее аналогичные результаты были получены для 17 (исключили булевые переменные) и 14 (исключили булевы и перечислимого типа переменные) контролируемых переменных состояния.

Анализ результатов, показывает, что наиболее информативными (значимыми) в рассматриваемом случае являются 6 булевых, 3 перечислимого типа и 7 непрерывных переменных – всего 16 контролируемых переменных состояния. Очевидно, что оценки информативности (значимости) переменных ЛМР не зависят от состояния (принадлежности к определенному классу) элемента МБС. Подмножества информативных (значимых) переменных, выявленных на основе анализа РБС для элементов медико-биологической системы, принадлежащих различным классам, не равны.

Далее был проведен мониторинг состояния элементов МБС, относящихся к четвертому классу. Сформирована экспериментальная контрольная выборка переменных состояния элементов МБС: $D_Q = \{q_p^o(t+l)\}$, $l = -K \dots L$, $q_p^o(t+l) = \{q_{pi}^o(t+l)\}$, $i = 1 \dots I$, $p = 1 \dots P$. В рассмотренном случае мы имели: количество наблюдаемых элементов – $P = 17$, количество контролируемых непрерывных

переменных состояния – $I = 7$, горизонты прогноза – $K = 4$ и $L = 1$. В данной работе было выполнено приведение входных данных к нормальному виду. Таким образом, предложенные рекуррентные ММКС с применением нейросетевых моделей с задержкой во времени, имели количество входов $H_0 = 21$, количество выходов $H_2 = 7$, количество нейронов в скрытом слое принималось равным количеству наблюдаемых пациентов $H_1 = P$.

В дальнейшем, на основе полученной информации: прогнозируемых значений переменных состояния с учетом оценок границ их доверительных интервалов – лечащий врач переходит к проверке гипотезы о наличии тенденции изменения во времени отклонений переменных от их допустимых значений. Если проверяемая гипотеза окажется истиной, то принимается решение о необходимости корректировки программы лечения.

С целью оценивания ранга коинтеграции $rang(Q)$ проведен анализ влияния информативности предыдущих значений временных рядов на последующие (в качестве примера, для второй и седьмой переменных – см. рис. 4) с использованием РБС ММКС для выбранного элемента МБС. Выявлено, что в рассматриваемом случае $rang(Q) = 5$ при $I = 7$, т.е. $rang(Q) < I$. В частности, видно, что наибольший вклад в ошибку прогнозирования второй и седьмой переменных вносят ошибки измерения второй, четвертой и пятой переменных на предыдущих шагах контроля состояния.

Результаты оценивания влияния информативности предыдущих значений всех временных рядов на последующие для выбранного элемента МБС, в качестве примера, для второй и седьмой переменных, представлены на рис. 5.

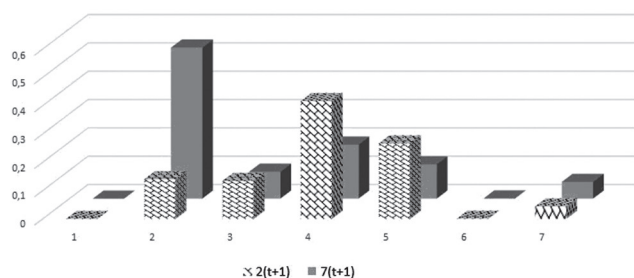


Рис. 4. Результаты оценки влияния информативности предыдущих значений временных рядов на последующие для выбранного элемента МБС

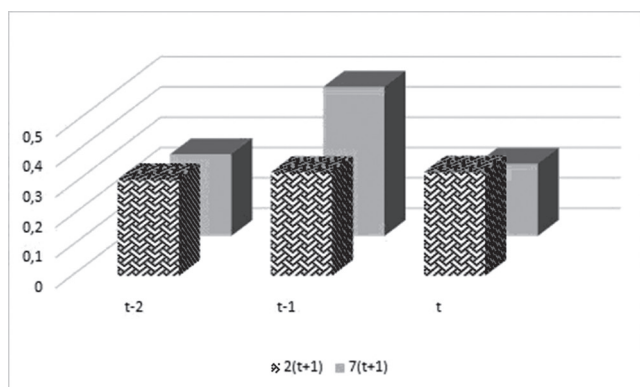


Рис. 5. Результаты оценивания влияния информативности предыдущих значений всех временных рядов на последующие для выбранного элемента МБС

По этим результатам можно судить о ценности информации от времени. Очевидно с точки зрения лечащего врача, что контроль состояния пациента, на каждом шаге после назначенного лечения является важным моментом для проверки эффективности лечения.

Для верификации результатов диагностирования решалась задача классификации состояния элементов МБС. Получены результаты решения задачи классификации состояния элементов МБС на основе данных мониторинга для выбранного типа заболевания. На этапе факторного анализа для обучающих выборок с 24 контролируемыми переменными состояния (КПС) была проведена редукция размерности пространства ГК на основе критерия Кайзера с 24 ГК до 16 ГК. На рис. 6 представлено расположение классов: '1', '2', '3' и '4' в выбранном базисном пространстве.

На основе анализа информативности переменных ДМ выполнена редукция размерности пространства КПС для обучающих выборок с 24 до 15 переменных. Далее были сформированы две контрольные выборки с 15-тью переменными, одна из которых состояла из 17 пациентов 4-го класса, а другая – из 10 пациентов: 4 пациента 2-го и 6 пациентов 3-го классов. На этапе факторного анализа для обучающих и контрольных выборок с 15 КПС была проведена редукция размерности пространства ГК на основе критерия Кайзера с 15 ГК до 13 ГК.



Рис. 6. Результат идентификации прецедента

Результаты решения задачи классификации о принадлежности пациентов к обучающим и контрольным выборкам представлены в таблице. Получено, что с использованием разработанного метода и реализующей его интерактивной КСППР «RMICP®» вероятность распознавания классов превышает 75%.

Таблица 1

Результаты решения задачи классификации

Выборки	Класс «1»	Класс «2»	Класс «3»	Класс «4»
Обучающая выборка (24 КПС)	98	84,4	82,2	100
Обучающая выборка (15 КПС)	100	88	80	96
Контрольная выборка_1 (15 КПС)	—	—	—	100
Контрольная выборка_2 (15 КПС)	—	75	83	—

Выводы

В работе предложены системная математическая модель, методология и реализующая их прикладная информационная технология прогнозирования состояния пациентов в системах медицинского мониторинга в условиях неопределенности входных данных на основе концепции тренд анализа, которые доведены до уровня инженерных методик.

В качестве примера, получены результаты решения задач прогнозирования состояния пациентов в системах медицинского мониторинга для конкретного типа заболевания.

Получены оценки информативности контролируемых переменных состояния элементов медико-биологической системы с учетом точности их измерения с использованием линейных и нелинейных

диагностических моделей. Показано, что подмножества информативных (значимых) переменных, выявленных на основе анализа нелинейных моделей, для различных состояний элементов медико-биологической системы могут быть не равны.

Проведено сравнение качества прогнозирования с помощью предложенных нейросетевых моделей. Показано, что в рассматриваемом случае ранг коинтеграции меньше размерности исходного пространства временных рядов.

На основе анализа информативности и агрегирования переменных выполнена редукция размерности пространства переменных состояния.

Разработана реализующая предложенную методологию интерактивная КСППР при прогнозировании состояния сложных динамических систем «RMICP®» в условиях неопределенности входных данных. Разработана методика работы конечного пользователя с интерактивной КСППР «RMICP®».

Получено, что с использованием разработанной методологии и реализующей его КСППР вероятность распознавания классов превышает 75%.

Предложенные методология и реализующая их прикладная информационная технология могут быть применены для прогнозирования состояния как элементов МБС, так и технических систем.

Применение на практике разработанной интерактивной КСППР позволит сократить материальные затраты и сроки прогнозирования состояния пациентов в системах медицинского мониторинга, которая обеспечит лучшие значения показателей выживаемости и критериев качества жизни пациентов, а также повысит конкурентоспособность отечественных медицинских учреждений и предприятий.

Список литературы: 1. Adams Mac G. K. Accounting for Errors when using Systems Approaches / K. MacG. Adams, P. T. Hester // *Procedia Computer Science*. – 2013. – Vol. 20. – P. 318-324. 2. Blanke M., Kinnaert M., Lunze J., Staroswiecki M., Schroder J. Diagnosis and Fault-Tolerant Control. – Berlin, New-York: Springer, 2006. – 672 p. 3. Стрелец В. Е. Системное совершенствование элементов сложных технических систем на основе концепции обратных задач: монография / В. Е. Стрелец, А.А.Трончук, Е.М. Угрюмова и др.; под общ. ред. М. Л. Угрюмова. – Х.: Нац. аэрокосм. ун-т им. Н. Е. Жуковского «Харьк. авиац. ин-т», 2013. – 148 с. – ISBN 978-966-662-312-9. 4. Waghlikar Kavishwar B. Modeling Paradigms for Medical Diagnostic Decision Support: A Survey and Future Directions / B. Kavishwar Waghlikar; V. Sundararajan; W. Ashok Deshpande // *Journal of Medical Systems*. – 2012. – Vol. 36, Issue 5. – P. 3029–3049. 5. Andersson B. Prediction of severe acute pancreatitis at admission to hospital using artificial neural networks / B. Andersson // *Pancreatology*. – 2011. – Vol. 11, № 3. – P. 328-335. 6. Жернаков С.В. Система медицинского мониторинга и коррекции функционального состояния организма человека / С.В. Жернаков, М.А. Шулакова // *Вестник УГАТУ*. – 2011. – Т. 15. – №2 (42). – С. 196-203. 7. Милова К.А. Разработка нейросетевой системы прогнозирования риска гнойновоспалительных осложнений в хирургии / К.А. Милова // *Известия ПГПУ им. В. Г. Белинского*. –

2011. – № 26. – С. 405–411. 8. Кычкин А.В. Интеллектуальная информационно-диагностическая система для исследований кровеносных сосудов / А.В. Кычкин // *Известия российской академии наук. Теория и системы управления*. – 2013. – № 3. – С. 114-123. 9. Knowledge Management in ESMEDA: Expert System for Medical Diagnostic Assistance / S. Abu Naser, R. Al-Dahdooh, A. Mushtaha, M. El-Naffar // *ICGST-AIML Journal*, 2010. – Vol. 10, Issue 1. – P. 31-40. 10. Интеллектуальные системы в клинической медицине. Синтез плана лечения на основе прецедентов / Г.И. Назаренко, Г.С. Осипов, А.Г. Назаренко, А.И. Молодченков // *Информационные технологии и вычислительные системы*, 2010. – №1. – С. 24-35. 11. Diagnostic model and information technology of classification states in the differential diagnosis nsclc (nonsmall cell lung cancer) patients with different methods of radiotherapy and chemotherapy / V. Starenkyi, V. Goryachaya, O. Sokolov, E. Ugryumova // *Journal of Health Sciences*. – Radom University in Radom (Poland). – 2013. – № 3 (8). – P. 7-26. 12. Метод оценивания информативности переменных нейросетевых моделей систем и процессов при неопределенности данных / И. М. Антонян, В. А. Горячая, А. И. Зеленский, Е. М. Угрюмова // *Вісник Харківського національного університету : зб. наук. пр. Серія: Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління*. – 2015. – Випуск 26 (№ 1156). – С. 5-16. 13. Краткосрочное прогнозирование многомерных временных рядов с использованием робастных нейросетевых моделей / И. М. Антонян, В. А. Горячая, А. И. Зеленский, Е. М. Угрюмова // *Вісник Харківського національного університету : зб. наук. пр. Серія: Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління*. – 2015. – Випуск 28. – С. 5-17. 14. Усовершенствованный метод и информационная технология решения задачи классификации состояния элементов сложных систем / И.М. Антонян, В.А. Горячая, А.И. Зеленский, Е. М. Угрюмова // *Вісник Харківського національного університету : зб. наук. пр. Серія: Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління*. – 2013. – Випуск 22 (№1063). – С. 5-16. 15. Горячая В.О. Компьютерная программа «Компьютерная интерактивная система поддержки принятия решений при прогнозировании состояния сложных динамических систем “RMICP” в условиях неопределенности входных данных»: свидетельство про регистрацию авторского права на твор № 62180 / В.О. Горячая, М.Л. Угрюмов, С.В. Черныш, Е.М. Угрюмова, (Украина). – Дата регистрации 20.10.2015.

Resume

V. A. Goriacha, M. L. Ugryumov., S. V. Chernysh INFORMATION TECHNOLOGY FOR FORECASTING OF ELEMENTS CONDITION OF MEDICAL MONITORING SYSTEMS

Background: The defects development in technical or biomedical systems (BMS) is complex dynamic process. Subject field experts can't always to forecast how quickly they will be developed. They are not always manage to reach a consensus on what the developmental stage defects are and as a consequence what methods for defects eliminating should be applied. There are problems in decision-making process in health monitoring systems at the diagnosis stage:

– a high error probability (3-rd type) in the condition recognizing (belonging to one of the classes, where classes are mean the possible states) of the BMS elements monitoring data based;

– a choice of the monitored condition variables individually for each patient in order to analyze the effectiveness of the prescribed treatment program.

At present, these problems are weakly-structured and decisions about choosing a treatment program for each patient taken subjectively, based on the personal experience of the physician. Information technology for diagnosing patients in the medical monitoring systems with the help of computerized decision support systems (CDSS) in parametric uncertainty conditions of input data, which allows you to improve the diagnosis quality of patients. Methodology and the software that implements it aimed at improving the quality of patient care using targeted therapies optimizing interference for each individual patient thereby achieving greater success in treating or curing a patient.

Materials and methods: The study based on the system analysis principles when structuring mathematical models, computational methods and implementing applied information technology for decision support in the medical monitoring system for condition forecasting. For diagnostic models and mathematical models of condition monitoring (MMCM), methods of mathematical modeling (artificial intelligence methods — artificial neural networks (ANN)) were used. In developing method of the informativeness assessing of controlled variables and classification method the approaches to information theory and methods of mathematical statistics (factor analysis) were used. The theory of formal and algorithmic systems, modern technologies for creating CDSS

were used in the synthesis of the composition and structure of software and tools, the formation of intelligent information technology for decision support.

Results: The system mathematical model, methodology and implementing them applied information technology of the patients' condition forecasting in monitoring medical system in condition of uncertainty input data trend-analysis concept based that are brought to the level of engineering techniques were proposed. The technique allows improving the diagnosing quality of patients' condition. CDSS embodies a mathematical method for solutions synthesis to the forecasting problem of patients' condition based on trend-analysis concept, methods of informativeness (significance) variables estimation and statistical method of the patients' condition classification based on artificial neural networks theory.

Conclusion: The article proposes a system methodology for solving the forecasting problem of patients' condition in medical monitoring systems and implementing its applied information technology. Important indicators are the reduction of material costs, timing and risk of errors in forecasting of the patients' condition in medical monitoring systems. Forecasting accuracy of the patients' condition based on the proposed methodology follows from the probability minimizing of the condition forecasting error taking into account the accuracy of the measured state variables. Error risk in condition determining does not exceed 15%.

Поступила в редакцию 05.09.2017.