

НОВЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ ДИАГНОСТИКИ И МОНИТОРИНГА СОСТОЯНИЯ ПАЦИЕНТОВ С ЗАБОЛЕВАНИЯМИ ПРЕДСТАТЕЛЬНОЙ ЖЕЛЕЗЫ

*И.М. Антонян¹, Ю.В. Рошин¹, А.И. Зеленский¹, Ф.Г. Мошель¹,
Т.А. Налбандян¹, А.Ю. Соколов², В.А. Горячая³, Е.М. Угрюмова³*

¹ Харьковская медицинская академия последипломного образования

² Университет Николая Коперника, г. Торунь, Польша

³ Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ»

Постановка проблемы и ее актуальность.

Лечение заболеваний предстательной железы, на современном этапе развития мировой и отечественной медицины, остается одним из приоритетных направлений. Одна из основных практических задач лечебного процесса — это прогноз развития заболевания на его различных стадиях, основанный на формализации представления и построении моделей с целью повышения достоверности прогноза исхода патологического процесса.

В качестве объекта были рассмотрены заболевания предстательной железы. Наши исследования базировались на данных мониторинга клиничко-лабораторных показателей (переменных) и последующей оценки состояния пациентов как элементов медико-биологических систем (МБС).

Одной из проблем объекта исследования является высокая вероятность ошибки (3-го рода) при распознавании диагноза, формы и стадии заболевания, т.е. принадлежности к одному из классов возможных состояний элементов МБС.

Врач, как лицо, принимающее решения (ЛПР), при формировании медицинского диагноза, выборе метода лечения, построении прогноза заболевания, основывается на своих знаниях и клиническом опыте. Повышение вероятности распознавания (точность диагноза) состояния элементов МБС возможно на основе внедрения в практику диагностирования математических моделей, методов и реализующей их информационной технологии анализа состояния и синтеза решений ЛПР.

Как известно, информационное обеспечение процесса диагностирования на основе данных мониторинга включает последовательное применение следующих основных методов обработки данных: формирования структуры множества переменных состояния; кластеризации данных; корреляционного, регрессионного (построения диагностических моделей, моделей кон-

троля состояния) и дисперсионного анализа; классификации данных.

Диагностические модели элементов динамических систем разрабатываются и используются для решения задач анализа состояния элементов в определенный момент времени по значениям переменных состояния. В практических задачах анализа, основанного на мониторинге переменных состояния, к примеру элементов МБС, множество переменных состояния, как правило, содержит все доступные контролю переменные — несколько десятков (сотен) величин, что связано с проведением дорогостоящих и трудоемких работ. Поэтому важно с точки зрения практической деятельности ЛПР определить, какие из переменных в большей или меньшей степени влияют на критерии качества, характеризующие состояние элементов МБС.

Результаты мониторинга переменных состояния — временные ряды — представляют собой совокупность измеренных значений переменных, получаемых на неразрывно примыкающих друг к другу интервалах времени, в течение которых значения переменных существенно не изменяются. Временные ряды эволюционных процессов, будучи дискретной моделью контроля состояния динамических систем, как правило, содержат параметрическую неопределенность, являются нестационарными и зашумлены.

При решении задачи прогнозирования временного ряда требуется структурировать математическую модель контроля состояния (ММКС) — функциональную зависимость, отражающую связь между последующими и предыдущими значениями временного ряда, а также их доверительные интервалы.

При решении задач классификации (о выборе класса, которому принадлежит анализируемый элемент), возникают проблемы оценивания состояния элемента по нескольким контролируемым переменным и корректности этих оце-

нок при их обобщении или совместном использовании на этапе принятия решения ЛПР [1, 2]. Задача классификации: определения коэффициентов информативности (значимости) «частных» (характеристических) контролируемых переменных состояния, отражающих свойства элементов и формирования решающего правила (так называемого «обобщенного признака») [3].

Рассмотрению задач теории и практики диагностирования состояния динамических систем уделяется большое внимание как учеными на Украине, так и за ее пределами. К настоящему времени опубликовано множество работ, посвященных описанию методов оценивания информативности (значимости) переменных состояния технических и МБС.

Классификация методов оценивания информативности контролируемых переменных состояния элементов систем и процессов представлена на рис. 1. На основе анализа литературных данных можно выделить два основных типа методов: оценивания дифференциальной информативности, структурно-параметрического анализа и синтеза регрессионных моделей.

К методам, основанным на оценивании дифференциальной информативности, относятся следующие классы методов: корреляционно-анализа, дисперсионного анализа и методы распознавания образов. В свою очередь методы распознавания образов делятся на вероятностно-статистические [1, 3–5] и детерминистские [5, 6]. Вероятностно-статистические методы включают в себя методы Байеса, последовательного анализа и оценивания на основе теории инфор-

мации [1, 7]. Детерминистские включают в себя методы дискриминантного анализа, многомерного шкалирования [4, 6] и логические [7].

К методам, основанным на структурно-параметрическом анализе и синтезе регрессионных моделей, относятся следующие классы методов: факторного анализа и направленного перебора. Методы первого класса включают в себя методы: главный компонент (МГК) [4, 6, 8], нелинейные МГК [8], Грамма–Шмидта и анализа компонентов на основе теории информации [1, 3, 8–10]. К методам второго класса относятся методы: итеративные (на основе различных типов аппроксиматоров, в том числе обучаемых ИНС) [1, 8, 11–13], последовательного анализа вариантов [11], весовые с адаптацией [2], локально-стохастические на основе самоорганизации [8].

Анализ существующих литературных источников показывает, при разработке математических моделей и методов решения задач диагностирования возникает ряд проблем:

1. Неопределенность входных данных (ограниченный объем выборок, наличие ошибок в данных, коррелируемость переменных состояния).
2. Большая размерность множества переменных состояния.
3. Неопределенность в выборе структуры и параметров моделей.
4. Неопределенность в выборе критериев качества моделей (обеспечение робастности, достоверности результатов моделирования: заданной точности и адекватности).



Рис. 1. Классификация методов оценивания информативности контролируемых переменных состояния элементов систем и процессов

5. Неопределенность при отборе единственного решения многокритериальной задачи оптимизации.
6. Неопределенность в формировании и структурировании решающих правил классификации состояния элементов системы.

Следует отметить, в большинстве работ, посвященных решению задач оценивания информативности (значимости) переменных состояния динамических систем, отсутствует анализ значимости переменных нелинейных моделей с учетом их коррелируемости и точности измерения.

Разработанное на сегодняшний день информационное обеспечение не позволяет с достаточной высокой степенью достоверности решать задачи классификации состояния элементов динамических систем.

Для решения поставленной задачи использовался аппарат теории искусственных нейронных сетей (ИНС) [8, 13].

Постановка задачи оценивания информативности (значимости) переменных состояния элементов динамических систем. Информативность (значимость) переменных состояния — понятие относительное. Некоторое подмножество переменных может быть информативным (значимым) для решения одной задачи анализа состояний или классификации данных и не информативным для другой. Выбор критериев оценивания информативности (значимости) переменных состояния зависит от того, что от чего нужно отличать, т.е. от типа и размерности множества переменных состояния S рассматриваемых элемента системы или процесса, а также от типа решающих функций Π . Для каждой задачи следует находить свое информативное подмножество переменных состояния.

Первоначальное множество переменных состояния (множество S_0) задается неформализованным путем, на основе опыта специалистов предметной области. Формальные методы применяются при анализе обучающей выборки A для проверки этого множества данных на необходимость и достаточность. Среди всех B возможных подмножеств переменных достаточным считаем подмножество, которое при S_0 и Π обеспечивает затраты N , не превышающие определенного порога N_0 . Под затратами N здесь понимается стоимость измерения контролируемых переменных состояния (N_x) и стоимость потерь, вызываемых ошибками распознавания (N_r): $N = N_x + N_r$.

Необходимым является достаточное подмножество минимальной размерности. Так что

фактически на обучающей выборке A решается задача переборного типа:

$$\beta = \arg \min_{\beta \in B} N(S_\beta) / S_0, \Pi, A, N_0.$$

Эта задача одновременной минимизации N_x и N_r . Затраты на измерения зависят от того, сколько и каких переменных состояния нужно регистрировать и какая требуется точность результатов измерений.

С точки зрения практики диагностирования логичным является утверждение о целесообразности затрат на измерение информативных переменных, для которых значимо отношение сигнал/шум. В то же время, согласно общим тенденциям развития научно-технического прогресса, такие измерения становятся все более дорогостоящими.

Таким образом, актуальной остается задача уменьшения количества измеряемых переменных состояния, т.е. поиску информативного подмножества S_β минимальной размерности, $S_\beta \subset S_0$ [1].

Результаты оценивания информативности переменных состояния элементов МБС с использованием ФММ разного типа. На основе системного анализа процесса диагностирования элементов МБС была выявлена иерархия этапов диагностирования: лабораторная диагностика (биохимические анализы крови и т.п.), визуальная диагностика (УЗИ, МРТ и т.п.) и соответствующие каждому этапу контролируемые переменные состояния пациентов. Первоначальная размерность множества контролируемых переменных состояния была равна 24 (табл. 1).

Критерием качества состояния элемента МБС была выбрана шкала Карновского. Сформирована экспериментальная выборка контролируемых переменных, характеризующих состояния наблюдаемых пациентов. Выборка была разбита на 4 класса: 50 («здоровые» — доброкачественные образования), 45 (неметастазирующие), 51 (метастазирующие) и 33 (гормонрезистентные) человека. В качестве классификационного признака при делении общей выборки на классы был выбран уровень прогрессирования заболевания.

На основе множества нормированных 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 (однонаправленная многослойная сеть (ОМС) и радиально-базисная сеть (РБС)).

Таблица 1

Контролируемые переменные состояния

№ п.п.	Переменная
1	Возраст (годы)
2	Шкала VAS (0–10, баллов)
3	Кол-во мочеиспусканий (раз)
4	Кол-во императивных позывов (раз)
5	Ночное мочеиспускание (раз)
6	Странгурия (да/нет)
7	Острая задержка мочеиспускания (да/нет)
8	Хроническая задержка мочеиспускания (да/нет)
9	Кол-во остаточной мочи (мл)
10	Уропатия двусторонняя (да/нет)
11	Объем предстательной железы (ПЖ), см ³ /мм
12	Простатический специфический антиген (ПСА) (нг/мл)
13	Гемоглобин (грамм/литр)
14	Скорость оседания эритроцитов (СОЭ) (мм в час)
15	Лейкоциты (10 ¹² /л)
16	Лимфоциты (%)
17	Уд. вес (плотность)
18	Эритроциты в моче (экземпляров в поле зрения)
19	Лейкоциты в моче (экземпляров в поле зрения)
20	Лимфаденопатия (да/нет)
21	Метастазы в кости (да/нет)
22	Метастазы в позвоночник (да/нет)
23	G (1–2–3)
24	Глиссон (1–10)

В табл. 2 приведены для сравнения значения критериев качества аппроксимации для различных типов ДМ для 24 контролируемых переменных состояния. В дальнейшем будем сравнивать оценки информативности (значимости) переменных ЛМР и РБС. На рис. 2 приведены диаграммы оценок информативности переменных состояния, полученных на основе анализа ЛМР, ОМС и РБС для элементов, соответствующих математическим ожиданиям значений контролируемых переменных состояния, разных классов. Эти результаты получены для 24 переменных при заданной относительной точности измерения непрерывных переменных – 1%, булевые – 25%, перечислимого типа – 10% или 15%, соответственно. Анализ результатов, представлен-

ных на рис. 2, показывает, что информативными переменными в этом случае являются булевые переменные: странгурия, острая задержка мочеиспускания, хроническая задержка мочеиспускания, двусторонняя уропатия, лимфаденопатия, метастазы в кости и позвоночник.

На следующем этапе анализа были исключены булевые переменные и получены аналогичные результаты для 17 контролируемых переменных состояния при заданной относительной точности измерения непрерывных переменных – 1% и перечислимого типа – 10% или 15%, соответственно. Анализ результатов, представленных на рис. 3, показывает, что информативными переменными в этом случае являются переменные перечислимого типа: шкала VAS, G, Глиссон.

Таблица 2

Результаты оценивания качества ДМ
(24 контролируемых переменных состояния)

Тип ДМ	Средняя относительная погрешность	Коэффициент множественной корреляции	Изменение дисперсии сигнала, децибел
ЛМР	0,498	0,819	0,000
ОМС [24–90–1]	0,156	0,979	-9,0132
РБС [24–171–1]	0,026	0,983	-9,9953

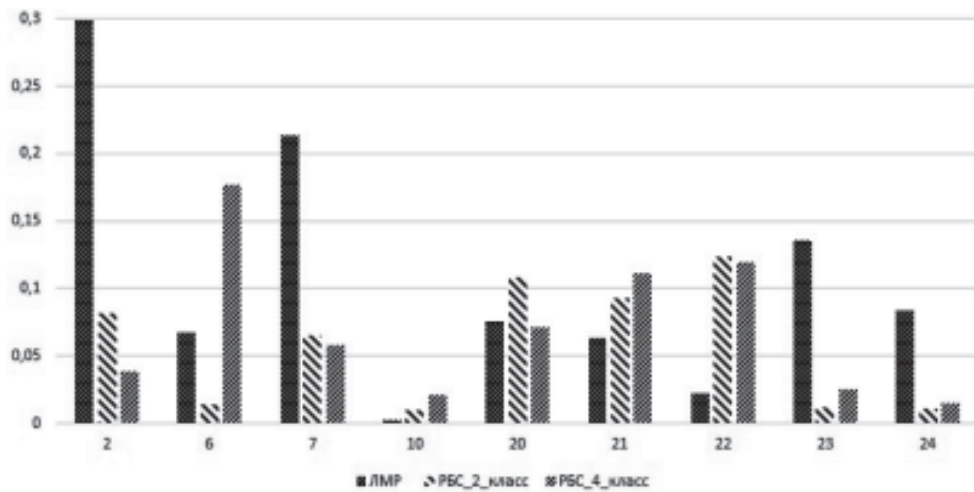


Рис. 2. Результаты оценивания информативности переменных ЛМР и РБС для элементов разных классов (24 контролируемых переменных состояния)

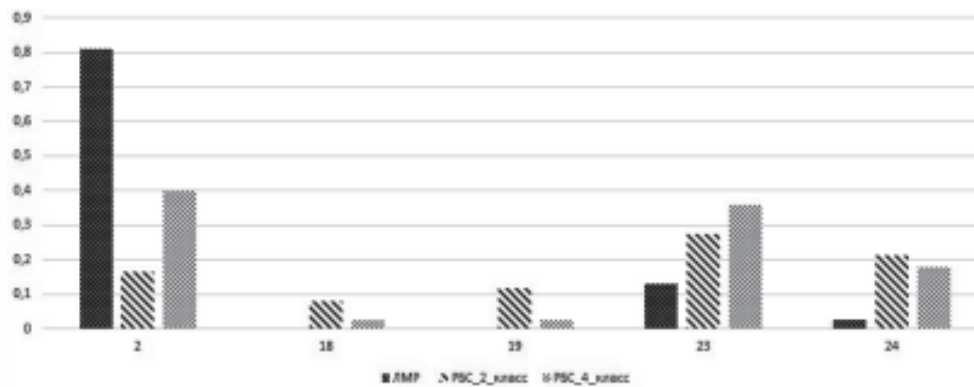


Рис. 3. Результаты оценивания информативности переменных ЛМР и РБС для элементов разных классов (17 контролируемых переменных состояния)

Далее были получены результаты для 14 контролируемых переменных состояния при заданной относительной точности измерения непрерывных переменных – 1%. Анализ результатов, представленных на рис. 4, показывает, что информативными переменными в этом случае являются непрерывные переменные: простати-

ческий специфический антиген, эритроциты в моче и лейкоциты в моче.

Очевидно, что оценки информативности (значимости) переменных ЛМР не зависят от состояния (принадлежности к определенному классу) элемента МБС. Подмножества информативных (значимых) переменных, выявленных

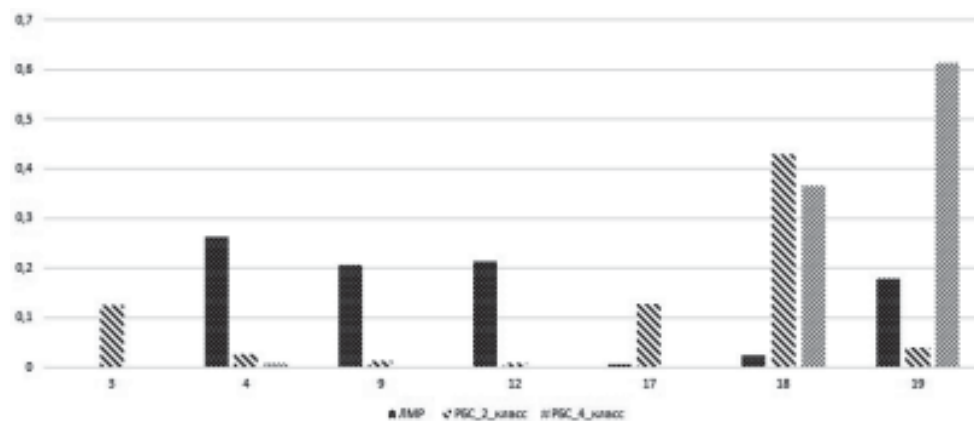


Рис. 4. Результаты оценивания информативности переменных ЛМР и РБС для элементов разных классов (14 контролируемых переменных состояния)

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 выборка контролируемых переменных состояния элементов МБС.

$$D_Q = \{q_p^o(t+l)\}, l = -K \dots L,$$

$$q_p^o(t+l) = \{q_{pi}(t+l)\},$$

$$i = 1 \dots I,$$

$$p = 1 \dots P.$$

В рассмотренном случае мы имели: количество наблюдаемых элементов – $P=17$, количество контролируемых информативных переменных состояния – $I=7$ (табл. 3), горизонты прогноза – $K=4$ и $L=1$. В данной работе было выполнено приведение входных данных к нормальному виду:

$$Y_i(t+l) = \ln \left(\frac{q_i(t+l)}{q_i(t-K)} \right),$$

$$i = 1 \dots I,$$

$$l = (-K+1) \dots L.$$

Таким образом, предложенные ММКС с применением нейросетевых моделей в виде ОМС и РБС имели количество входов $N_0=21$, количество выходов $N_2=7$, количество нейронов в скрытом слое принималось равным количеству наблюдаемых пациентов $N_1=P$. Результаты сравнения значений критериев качества аппроксимации с применением разных типов ММКС, и, в качестве примера, для двух переменных состояния приведены в табл. 4.

На рис. 5 представлены результаты прогнозирования временных рядов переменных состояния на шагах $L=1, 2$. Результаты представлены для второй (рис. 5, а) и седьмой (рис. 5, б) переменных для выбранного элемента МБС, где 1 – экспериментальные данные, 2 – прогнозируемые значения с помощью ОМС, 3 – с помощью РБС. Прогнозирование на шаге $L=2$ осуществлялось при $K=3$ и параметрах наилучших обучений ОМС и РБС на шаге $L=1$.

Оценки относительных погрешностей δ_i^0 прогнозируемых значений переменных состояния (в качестве примера, для двух – второй и седьмой) для выбранного элемента МБС при заданной относительной точности измерения непрерывных переменных – 1%, приведены в табл. 5.

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 $\text{rand}(Q)$ проведен анализ влияния информативности предыдущих значений временных рядов на последующие (в качестве примера, для второй и седьмой переменных – рис. 6; для четвертой и пятой переменных – рис. 7) с использованием РБС ММКС (8) для выбранного элемента МБС. Выявлено, что в рассматриваемом случае $\text{rand}(Q)=5$ при $I=7$, т.е. $\text{rand}(Q)<I$. В част-

Таблица 3
Контролируемые переменные состояния

№ п.п.	Переменная
1	Кол-во остаточной мочи (мл)
2	ПСА (нг/мл)
3	Гемоглобин (грамм/литр)
4	СОЭ (мм в час)
5	Лейкоциты в моче (экземпляров в поле зрения)
6	Тестостерон (нмоль/л)
7	Щелочная фосфатаза (ед./л)

Таблица 4
Результаты оценивания качества нейросетевых моделей

Тип ММКС	Энергия среднеквадратичной ошибки, E_{av}	Изменение E_{av} сигнала, децибел
ОМС [21–17–7]	0,640	0,000
РБС [21–17–7]	0,001	-28,062

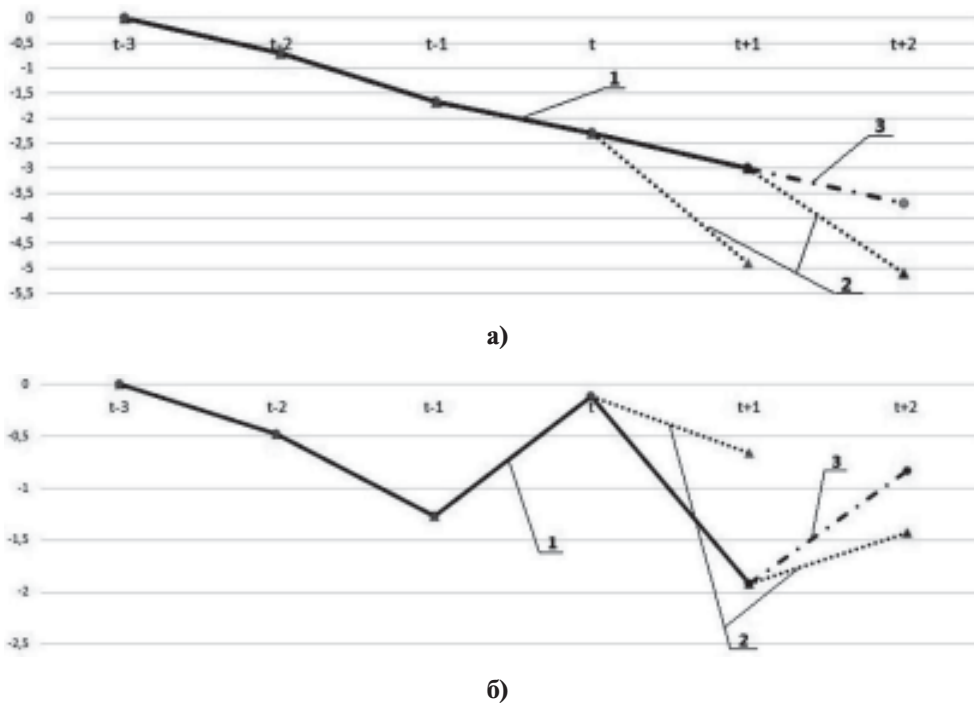


Рис. 5. Результаты прогнозирования временных рядов переменных состояния МБС

Таблица 5

Относительные погрешности прогнозируемых значений переменных

Переменная	ОМС	РБС
	$d_i^0, \%$	$d_i^0, \%$
2	3,40	0,46
7	0,84	0,32

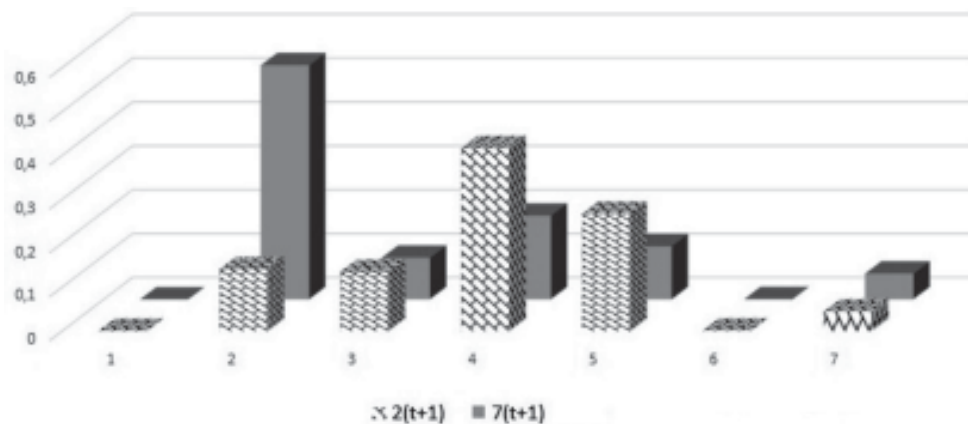


Рис. 6. Результаты оценивания влияния информативности всех предыдущих значений временных рядов на последующие для выбранного элемента МБС

ности, видно, что наибольший вклад в ошибку прогнозирования ПСА и щелочной фосфатазы вносят ошибки измерения ПСА, СОЭ и лейкоцитов в моче на предыдущих шагах контроля состояния. А наибольший вклад в ошибку прогнозирования СОЭ и лейкоцитов в моче вносят ошибки измерения гемоглобина, СОЭ и лейко-

цитов в моче на предыдущих шагах контроля состояния.

Результаты оценивания влияния информативности предыдущих значений всех временных рядов на последующие для выбранного элемента МБС представлены на рис. 8 — для второй и седьмой переменных, рис. 9 — для четвертой и

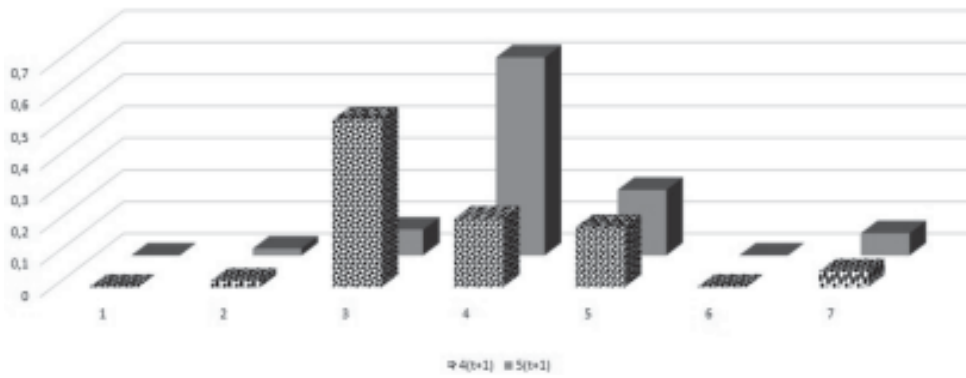


Рис. 7. Результаты оценивания влияния информативности всех предыдущих значений временных рядов на последующие для выбранного элемента МБС

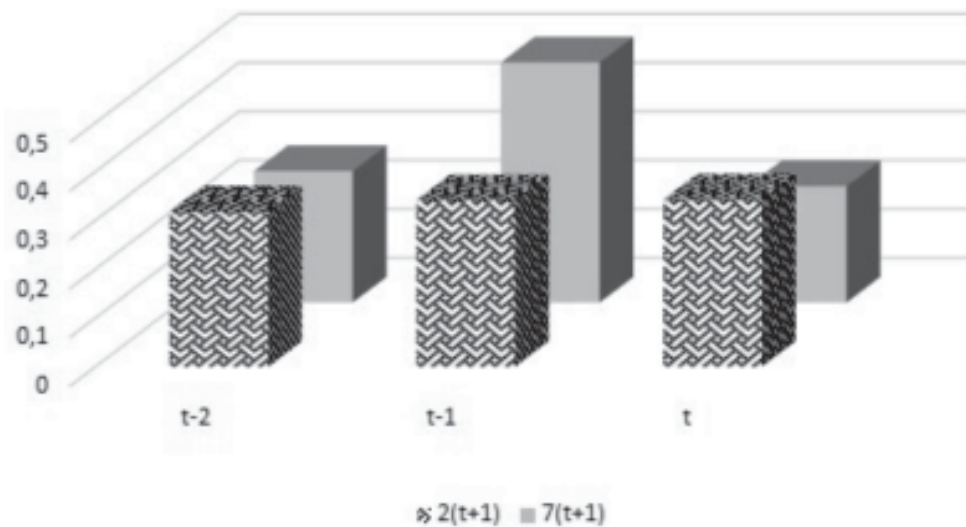


Рис. 8. Результаты оценивания влияния информативности предыдущих значений всех временных рядов на последующие для выбранного элемента МБС

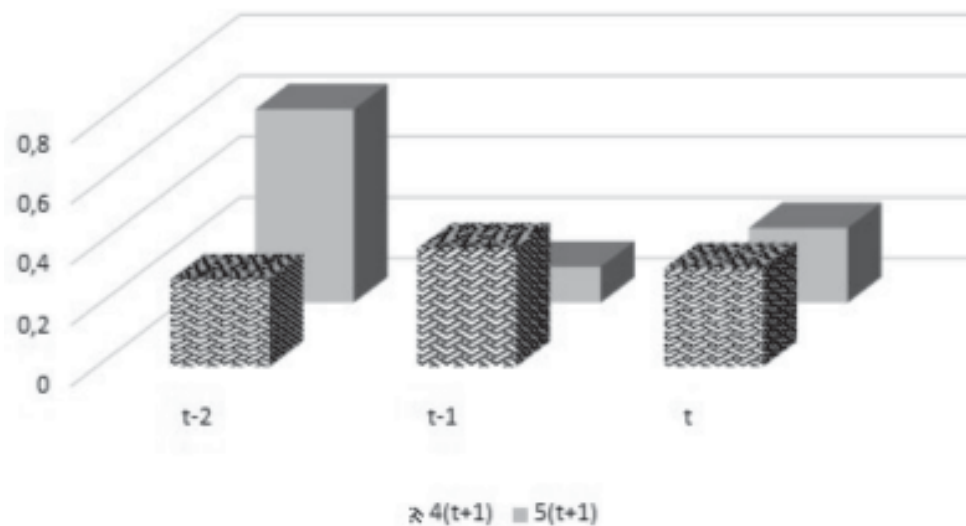


Рис. 9. Результаты оценивания влияния информативности предыдущих значений всех временных рядов на последующие для выбранного элемента МБС

пятой переменных. 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.

Таким образом, на основе статистического анализа данных выявлено, что информативными

переменными, определяющими состояния элемента МБС, принадлежащих к четвертому классу, являются: ПСА, СОЭ, лейкоциты в моче, щелочная фосфатаза. В то время как переменные состояния: тестостерон и количество остаточной мочи можно исключить из дальнейшего анализа.

Контроль состояния пациента, на промежуточных шагах после назначенного лечения — важный момент с точки зрения проверки эффективности назначенного лечения в целом. Ошибки прогноза уменьшаются с увеличением времени наблюдения и повышением точности измерений на промежуточных этапах контроля.

Выводы

1. На основе анализа статистических зависимостей между клинико-лабораторными показателями у пациентов с различными заболеваниями предстательной железы выявлено, что наиболее информативны булевые переменные: странгурия, острая задержка мочеиспускания, хроническая задержка мочеиспускания, двусторонняя уретопатия, лимфаденопатия, метастазы в кости и позвоночник; переменные перечисленного типа: шкала VAS, G, Глиссон; непрерыв-

ные переменные: простатический специфический антиген, эритроциты в моче и лейкоциты в моче.

2. Получены оценки влияния информации от времени. Наибольший вклад в ошибку прогнозирования ПСА и щелочной фосфатазы вносят ошибки измерения ПСА, СОЭ и лейкоцитов в моче на предыдущих шагах контроля состояния. А наибольший вклад в ошибку прогнозирования СОЭ и лейкоцитов в моче вносят ошибки измерения гемоглобина, СОЭ и лейкоцитов в моче на предыдущих шагах контроля состояния.

3. Информативными переменными (4-й класс), определяющими состояние пациента, являются ПСА, СОЭ, лейкоциты в моче, щелочная фосфатаза. Переменные состояния: тестостерон и количество остаточной мочи в этом случае можно исключить из дальнейшего анализа.

4. Показано, что конечный результат прогнозирования состояния пациента зависит от ежемесячных наблюдаемых значений контролируемых переменных. Превышение сроков контроля состояния пациента может привести к серьезным последствиям для пациента.

Список литературы

1. Загоруйко Н.Г. *Прикладные методы анализа данных и знаний* / Н.Г. Загоруйко. — Новосибирск: ИМ СО РАН, 1999. — 270 с.
2. Дюкова Е.В. *Построение распознающих процедур на базе элементарных классификаторов* / Е.В. Дюкова, Н.В. Песков // *Математические вопросы кибернетики*. — 2005. — № 14. — С. 57–92.
3. Колесникова С.И. *Методы анализа информативности разнотипных признаков* / С.И. Колесникова // *Вестник Томского государственного университета*. — 2009. — № 1 (6). — С. 69–80
4. Айвазян С.А. *Прикладная статистика и основы эконометрики. Учебник для вузов* / С.А. Айвазян, В.С. Мхитарян. — М.: ЮНИТИ, 1998. — 1022 с.
5. Гублер Е.В., Генкин А.А. *Применение непараметрических критериев статистики в медико-биологических исследованиях*. — Ленинград: Медицина, 1973. — 144 с.
6. Taguchi G. *The Mahalanobis–Taguchi Strategy. A pattern technology system* / Taguchi G., Jugulum R. — New York: John Wiley & Sons, 2002. — 235 p.
7. Биргер И.А. *Техническая диагностика* / И.А. Биргер. — М.: Машиностроение, 1978. — 240 с.
8. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс*. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. — 1104 с.
9. Антонян И.М. *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. Збірник наукових праць. Серія: «Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління»*, 2013. — С. 5–16.
10. Гайдышев И. *Анализ и обработка данных: специальный справочник* / И. Гайдышев. — СПб.: Питер, 2001. — 752 с.
11. Стрижов В.В. *Методы выбора регрессионных моделей* / В.В. Стрижов, Е.А. Крымова. — М.: ВЦ РАН, 2010. — 60 с.
12. Дубровин В.И. *Оценка значимости признаков на основе нейронных сетей в задачах диагностики и распознавания* / В.И. Дубровин, С.А. Субботин // *Техническая диагностика*. — 2002. — № 1 (3). — С. 66–72.

13. 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.

Реферат

НОВІ МОЖЛИВОСТІ ДІАГНОСТИКИ І МОНІТОРИНГУ СТАНУ ПАЦІЄНТІВ ІЗ ЗАХВОРЮВАННЯМИ ПЕРЕДМІХУРОВОЇ ЗАЛОЗИ

І.М. Антонян, Ю.В. Рошин,
О.І. Зеленський, Ф.Г. Мошель,
Т.А. Налбандян, А.Ю. Соколов,
В.А. Гаряча, О.М. Угрюмова

Розроблено метод оцінювання інформативності (значності) змінних діагностичних моделей систем, отриманих на основі апарату теорії штучних нейронних мереж (ШНМ), які навчають. Проведено порівняння якості апроксимації даних за допомогою лінійної (лінійна множина регресія) і нелінійних (у формі односпрямованої і радіально-базисної ШНМ, яку навчають) моделей. Отримано оцінки інформативності контрольованих змінних стану елементів медико-біологічної системи (МБС) з урахуванням точності їх вимірювання з використанням лінійних і нелінійних діагностичних моделей.

Ключові слова: нейронні мережі, які навчають, оцінювання інформативності змінних математичних моделей, редукція розмірності, априорна невизначеність даних.

Адреса для листування

И.М. Антонян
E-mail: im.antonian@gmail.com

Summary

NEW OPPORTUNITIES FOR DIAGNOSIS AND MONITORING OF PATIENTS WITH PROSTATE CONDITIONS

I.M. Antonyan, Y.V. Roshchin,
O.I. Zelenskyi, F.G. Moshel,
T.A. Nalbandyan, A.Y. Sokolov,
V.A. Goryachaya, Y.M. Ugryumova

The method of estimation of informativeness (importance) variables of diagnostic system models which are derived from the learning machine theory of artificial neural networks (ANN) was developed. Comparison of the quality of approximation of data using linear (linear multiple regression) and nonlinear (in the form of unidirectional and radial-basis trainees ANN) models were conducted. Evaluation of informativeness of controlled state variable of biomedical system elements (MBS) were obtained based on the accuracy of their measurements using linear and nonlinear diagnostic models.

Keywords: artificial neural networks which are trained, estimation of informativeness variables of mathematical models, reduction of dimension, priori uncertainty of data.