

УДК 681.518.2:519.816-616.65-006

Метод оценивания информативности переменных нейросетевых моделей систем и процессов при неопределенности данных

И. М. Антонян¹, В. А. Горячая², А. И. Зеленский¹, Е. М. Угрюмова²¹Харьковская медицинская академия последипломного образования, Украина²Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Украина

Разработан метод оценивания информативности (значимости) переменных диагностических моделей систем, полученных на основе аппарата теории обучаемых искусственных нейронных сетей (ИНС). Проведено сравнение качества аппроксимации данных с помощью линейной (линейная множественная регрессия) и нелинейных (в форме однонаправленной и радиально-базисной обучаемых ИНС) моделей. Получены оценки информативности контролируемых переменных состояния элементов медико-биологической системы (МБС) с учетом точности их измерения с использованием линейных и нелинейных диагностических моделей.

Ключевые слова: обучаемые нейронные сети, оценивание информативности переменных математических моделей, редукция размерности, априорная неопределенность данных.

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 множинна 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.

The method was developed to estimate informative capacity (significance) of variables of diagnostic system models based on artificial neural networks (ANN) theory. Comparison of data approximation quality was made using linear model (linear multiple regression) and nonlinear one (in the form of unidirectional and radial-basis trained ANN). Informative capacity of controlled state variables related to elements of biomedical system elements (MBS) was evaluated based on the accuracy of their measurements using linear and nonlinear diagnostic models.

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

1 Постановка проблемы и ее актуальность

Будем рассматривать в качестве объекта исследования основанный на данных мониторинга переменных состояния процесс диагностирования элементов динамических систем, к примеру, медико-биологических систем (МБС).

Одной из проблем объекта исследования является высокая вероятность ошибки (3-его рода) при распознавании состояния (принадлежности к одному из классов – возможных состояний) элементов МБС на основе данных мониторинга.

Повышение вероятности распознавания состояния элементов МБС возможно на основе внедрению в практику диагностирования математических моделей, методов и реализующей их информационной технологии анализа состояния и синтеза решений лицом принимающим решения (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 контроля 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.

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 [1, 2]. Задача классификации таким образом в результате ее декомпозиции должна быть представлена как последовательность решения взаимосвязанных задач: 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 её 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: корреляционного 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 информации [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: главных компонент (МГК) [4, 6, 8], нелинейные МГК [8], Грамма-Шмидта и анализа компонент 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].



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

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);
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 позволяют с достаточно высоким уровнем достоверности решать задачи классификации состояния элементов динамических систем.

Таким образом, возникает необходимость в совершенствовании существующих и разработке новых математических моделей, методов и реализующей их средств информационной технологии диагностирования элементов динамических систем, к примеру, МБС, на основе данных мониторинга.

Данная работа посвящена разработке метода оценивания информативности (значимости) в общем случае попарно коррелируемых переменных состояния МБС с учетом точности их измерения, с целью повышения качества процесса диагностирования.

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

3 Обоснование выбранного метода оценивания информативности переменных математических моделей систем и процессов

Определим меру информативности системы как ее среднюю энтропию:

$$\Theta = \int \theta(M)F(dM), \quad (1)$$

где $\theta(M) = -\rho(M) \log_2 \rho(M)$, $F(dM)$ – априорная вероятностная мера параметров модели M .

Будем считать, что распределение плотности вероятностей безошибочного принятия гипотезы о достоверности найденных значений параметров математической модели M_{t+1} определяется законом $\rho(M_{t+1}) \sim \exp[-\beta_{t+1} I(M_{t+1}, D_{int})]$, где $I(M_{t+1}, D_{int})$ – взаимная информация, D_{int} – вектор случайных чисел размерности H_0 (входные данные, $D_{int} \subset D$):

$$I(M_{t+1}, D_{int}) = \Theta(M_{t+1}) - \Theta(M_{t+1} | D_{int}). \quad (2)$$

В качестве критерия оценивания качества математических моделей систем и процессов в дальнейшем будем рассматривать изменение взаимной информации (2).

Представим $Y_i(S)$, $S = \{s_l\}$, $l = 1 \dots L$ в виде ряда Тейлора, сохранив в разложении только слагаемые первого порядка малости. Полученная функция является линейной. Для дисперсии произвольной линейной функции нескольких случайных переменных имеет место оценка:

$$D_{Y_i} = (\text{grad} Y_i)^T \Sigma_S \text{grad} Y_i = \sum_{l=1}^L \left(\frac{\partial Y_i}{\partial s_l} \right)^2 y_{s_l}^2 + \sum_{l=1}^L \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq l}}^L r_{ln} \frac{\partial Y_i}{\partial s_l} \frac{\partial Y_i}{\partial s_n} y_{s_l} y_{s_n}, \quad (3)$$

где Σ_S – матрица ковариации переменных s_l и s_n ;

y_{s_l} – среднее квадратическое отклонение;

r_{ln} – коэффициенты корреляции s_l и s_n ($R = [r_{ln}]$).

Обычно, если корреляционные связи есть, то принимают $r_{ln} = 1$, иначе $r_{ln} = 0$.

Определим энергию сигнала –

$$E_i = \sum_{l=1}^L |D_{Y_i|s_l}|, \quad (4)$$

где дисперсия сигнала при выбранной переменной вычисляется согласно приведенному ниже выражению:

$$D_{Y_i|s_l} = \left(\frac{\partial Y_i}{\partial s_l} \right)^2 y_{s_l}^2 + \left(\sum_{\substack{n=1 \\ n \neq l}}^L r_{ln} \frac{\partial Y_i}{\partial s_n} y_{s_n} \right) \frac{\partial Y_i}{\partial s_l} y_{s_l}. \quad (5)$$

Определим коэффициент информативности (значимости вклада) переменной s_l в сигнале $Y_i(S)$:

$$e_{il} = \frac{|D_{Y_i|s_l}|}{E_i}, \quad \sum_{l=1}^L e_{il} = 1. \quad (6)$$

Определим коэффициент влияния переменной s_l на величину сигнала $Y_i(S)$:

$$u_{il} = \frac{D_{Y_i|s_l, r_{ln}=0}}{y_{s_l}^2} = \left(\frac{\partial Y_i}{\partial s_l} \right)^2. \quad (7)$$

Величина взаимной информации между гауссовыми случайными переменными определяется, согласно [8], следующим образом –

$$I(Y_p, S_p) \sim \ln \left[\frac{\left| \det(Y_{Y_p}) \right|}{\left| \det(Y_{S_p}) \right|} \right], \quad (8)$$

где матрицы ковариаций:

$$Y_{Y_p} = \left[r_{in} \sqrt{D_{Y_{pi}}} \sqrt{D_{Y_{pn}}} \right], \quad (9a)$$

$$Y_{S_p} = \left[r_{ln} y_{s_{pl}} y_{s_{pn}} \right]. \quad (9b)$$

Рассмотрим в качестве первого примера формальную математическую модель (ФММ) в форме уравнения линейной множественной регрессии (ЛМР):

$$Y^n = \sum_{l=1}^L z_l x_l^n, \quad (10)$$

$$\text{где } Y^n = \frac{Y - \langle Y \rangle}{y_Y}, \quad x_l^n = \frac{x_l - \langle x_l \rangle}{y_{x_l}}.$$

Дисперсия сигнала в случае уравнения ЛМР определяется выражением:

$$D_{Y^n} = \sum_{l=1}^L z_l^2 y_{x_l}^2 + \sum_{l=1}^L \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq l}}^L r_{ln} z_l z_n y_{x_l} y_{x_n}. \quad (11)$$

Коэффициент информативности переменной x_l° ЛМР вычисляется по формуле:

$$\epsilon_l = \frac{|D_{Y^n|x_l^n}|}{E}, \quad \sum_{l=1}^L \epsilon_l = 1. \quad (12)$$

где $E = \sum_{l=1}^L |D_{Y^n|x_l^n}|$ – энергия сигнала, а $D_{Y^n|x_l^n} = z_l^2 y^n^2 + \left(\sum_{\substack{n=1 \\ n \neq l}}^L r_{ln} c_{ny} x_n^n \right) z_l y^n x_l^n$.

Коэффициент влияния переменной x_l^n на величину сигнала Y° – $\epsilon_l = \frac{D_{Y^n|x_l^n, r_{ln}=0}}{y^n^2} = z_l^2$.

Величина взаимной информации для ЛМР определяется по формуле:

$$I(Y_p^o, x_p^o) \sim \ln \left[\frac{D_{Y_p^o}}{\det(Y_{X_p^o})} \right].$$

Структура однонаправленной многослойной сети (ОМС) имеет вид:

$$Y_i^{(2)} = f(s_i^{(2)}), \quad (13a)$$

$$s_i^{(2)} = w_{i0}^{(2)} + \sum_{j=1}^{H_1} w_{ij}^{(2)} Y_j^{(1)}, \quad i = 1 \dots H_2, \quad j = 1 \dots H_1; \quad (13б)$$

$$Y_j^{(1)} = f(s_j^{(1)}), \quad (13в)$$

$$s_j^{(1)} = w_{j0}^{(1)} + \sum_{h=1}^{H_0} w_{jh}^{(1)} Y_h^{(0)}, \quad h = 1 \dots H_0, \quad (13г)$$

где $f(s) = th(\epsilon s) = \frac{e^{\epsilon s} - 1/e^{\epsilon s}}{e^{\epsilon s} + 1/e^{\epsilon s}}$ – выбранная передаточная функция,

$f'_s = \epsilon [1 - f^2(s)]$ – производная передаточной функции.

Предварительно при анализе информативности проводится обезразмеривание входных данных: $f^o = \frac{2(f - \langle f \rangle)}{(f_{max} - f_{min})}$, где $\langle f \rangle = (f_{max} + f_{min}) / 2$, $f^o \in [-1, 1]$.

Дисперсии безразмерных переменных определяются по формулам:

$$\left(y_{f^o}^o \right)^2 = \left(\frac{2}{f_{max} - f_{min}} \right)^2 y_{f^o}^2, \quad \text{где } y_{f^o}^2 = 1.$$

В нашем случае использовалось прямое преобразование:

$$y_f^o = \left(\frac{2l_f}{f_{max} - f_{min}} \right) y_f, \quad \text{обратное} \quad - \quad y_f^2 = \left(\frac{f_{max} - f_{min}}{2l_f} \right)^2 (y_f^o)^2, \quad \text{где}$$

$$l_f = th(\epsilon).$$

Оценим величину дисперсии сигналов ОМС. В соответствии с (7) получим:

$$D_{Y_i^{(2)}} = \sigma_{Y_i^{(2)}}^2 = \epsilon^2 \left[1 - f^2 \left(s_i^{(2)} \right) \right]^2 D_{s_i^{(2)}}, \quad (14a)$$

$$D_{s_i^{(2)}} = \sum_{j=1}^{H_1} \left[w_{ij}^{(2)} \right]^2 y_{Y_j^{(1)}}^2 + \sum_{j=1}^{H_1} \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq j}}^{H_1} r_{jn}^{(1)} w_{ij}^{(2)} w_{in}^{(2)} y_{Y_j^{(1)}} y_{Y_n^{(1)}}, \quad (14б)$$

$$\sigma_{Y_j^{(1)}}^2 = \epsilon^2 \left[1 - f^2 \left(s_j^{(1)} \right) \right]^2 D_{s_j^{(1)}}, \quad (14в)$$

$$D_{s_j^{(1)}} = \sum_{h=1}^{H_0} \left[w_{jh}^{(1)} \right]^2 y_{Y_h^{(0)}}^2 + \sum_{h=1}^{H_0} \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq h}}^{H_0} r_{hn}^{(0)} w_{jh}^{(1)} w_{jn}^{(1)} y_{Y_h^{(0)}} y_{Y_n^{(0)}}. \quad (14г)$$

В этом случае энергия сигнала будет определяться выражением:

$$E_i = \sum_{h=1}^{H_0} \left| D_{Y_i^{(2)}} \Big|_{Y_h^{(0)}} \right|, \quad (15)$$

где $D_{Y_i^{(2)}} \Big|_{Y_h^{(0)}} = D_{Y_i^{(2)}} \Big|_{Y_h^{(0)}}; r_{in}^{(0)} = 0, l=1..H_0, n=1..H_0, l \neq h, n \neq l$.

Коэффициент информативности переменных ОМС вычисляется по формуле:

$$\epsilon_{ih} = \frac{\left| D_{Y_i^{(2)}} \Big|_{Y_h^{(0)}} \right|}{E_i}, \quad (16)$$

Соответственно коэффициент влияния переменных и величина взаимной информации для ОМС вычисляются по формулам:

$$u_{ih} = \frac{D_{Y_i^{(2)}} \Big|_{Y_h^{(0)}}; r_{in}^{(0)} = 0, l=1..H_0, n=1..H_0, n \neq l}{y_{Y_h^{(0)}}^2}, \quad (17)$$

$$I\left(Y_p^{(2)}, Y_p^{(0)}\right) \sim \ln \left[\frac{\det \left(Y_{Y_p}^{(2)} \right)}{\det \left(Y_{Y_p}^{(0)} \right)} \right], \quad (18)$$

где матрицы ковариаций:

$$Y_{Y_p}^{(2)} = \left[r_{in}^{(2)} \sqrt{D_{Y_{pi}^{(2)}}} \sqrt{D_{Y_{pn}^{(2)}}} \right], \quad (19a)$$

$$Y_{Y_p}^{(0)} = \left[r_{hn}^{(0)} y_{Y_{ph}^{(0)}} y_{Y_{pn}^{(0)}} \right]. \quad (19b)$$

Структура радиально-базисной сети (РБС) имеет вид:

$$Y_i^{(2)} = s_i^{(2)}, \quad s_i^{(2)} = w_{i0}^{(2)} + \sum_{j=1}^{H_1} w_{ij}^{(2)} u_j^{(1)} \left(Y^{(0)}, C_j^{(1)}, y_j^{(1)} \right), \quad i = 1 \dots H_2, \quad (20)$$

где $u_j^{(1)} = \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^{H_0} Z_{jh}^2 \right], \quad Z_{jh} = \frac{Y_h^{(0)} - C_{jh}^{(1)}}{y_{jh}^{(1)}}, \quad j = 1 \dots H_1,$

$$h = 1 \dots H_0; \quad Y^{(0)} = \left[Y_1^{(0)}, \dots, Y_h^{(0)}, \dots, Y_{H_0}^{(0)} \right]^T;$$

$$C_j^{(1)} = \left[C_{j1}^{(1)}, \dots, C_{jh}^{(1)}, \dots, C_{jH_0}^{(1)} \right]^T;$$

$$y_j^{(1)} = \left[y_{j1}^{(1)}, \dots, y_{jh}^{(1)}, \dots, y_{jH_0}^{(1)} \right]^T.$$

Оценим величину дисперсии сигнала РБС. В соответствии с (3) получим:

$$D_{Y_i^{(2)}} = \sigma_{Y_i^{(2)}}^2 = D_{s_i^{(2)}}, \quad (21a)$$

$$D_{s_i^{(2)}} = \sum_{j=1}^{H_1} \left[w_{ij}^{(2)} \right]^2 D_{u_j^{(1)}} + \sum_{j=1}^{H_1} \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq j}}^{H_1} r_{jn}^{(1)} w_{ij}^{(2)} w_{in}^{(2)} \sqrt{D_{u_j^{(1)}}} \sqrt{D_{u_n^{(1)}}}, \quad (21b)$$

$$D_{u_j^{(1)}} = \sum_{h=1}^{H_0} \left[\exp \left(-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^{H_0} Z_{jh}^2 \right) \left(-\frac{Z_{jh}}{y_{jh}^{(1)}} \right) \right]^2 y_{Y_h^{(0)}}^2 +$$

$$+ \sum_{h=1}^{H_0} \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq h}}^{H_0} r_{hn}^{(0)} \exp \left(-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^{H_0} Z_{jh}^2 \right) \left(-\frac{Z_{jh}}{y_{jh}^{(1)}} \right) \exp \left(-\frac{1}{2} \sum_{n=1}^{H_0} Z_{jn}^2 \right) \left(-\frac{Z_{jn}}{y_{jn}^{(1)}} \right) y_{Y_h^{(0)}} y_{Y_n^{(0)}} \quad (21b)$$

Значения коэффициентов информативности, влияния переменных, а также величина взаимной информации для РБС определяется по формулам, аналогичным для ОМС.

При парном сравнении ФММ будем оценивать изменение дисперсии сигнала, характеризующее робастность той или иной модели:

$$D_{Y_i, dB} = 10 \lg_{10} \left(\frac{D_{Y_i}^{(\beta)}}{D_{Y_i}^{(0)}} \right), \text{ децибел; } \nu = 1, 2. \quad (22)$$

Здесь в качестве оценок дисперсий сигнала в дальнейшем использовались рассчитанные значения остаточных дисперсий для каждой из сравниваемых ФММ.

4 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 [9]. Первоначальная размерность множества переменных состояния была равна 24.

Сформирована экспериментальная выборка контролируемых переменных, характеризующих состояния наблюдаемых пациентов. 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 нормированных переменных, куда вошли все перечисленные данные, с использованием обобщенного метода наименьших квадратов (МНК) и методов обучения ИНС были получены диагностические модели в форме уравнения ЛМР, обучаемых ИНС (ОМС и РБС).

В таблице приведены для сравнения значения критериев качества аппроксимации для различных типов ФММ.

На рис. 2 приведены диаграммы оценок информативности переменных состояния, полученных на основе анализа ЛМР и РБС для элементов, соответствующих математическим ожиданиям значений контролируемых переменных состояния для разных классов. Вдоль оси абсцисс отложены номера наиболее информативных контролируемых 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.

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.

Таблица. Результаты оценивания качества ФММ

| Тип ФММ | 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 |

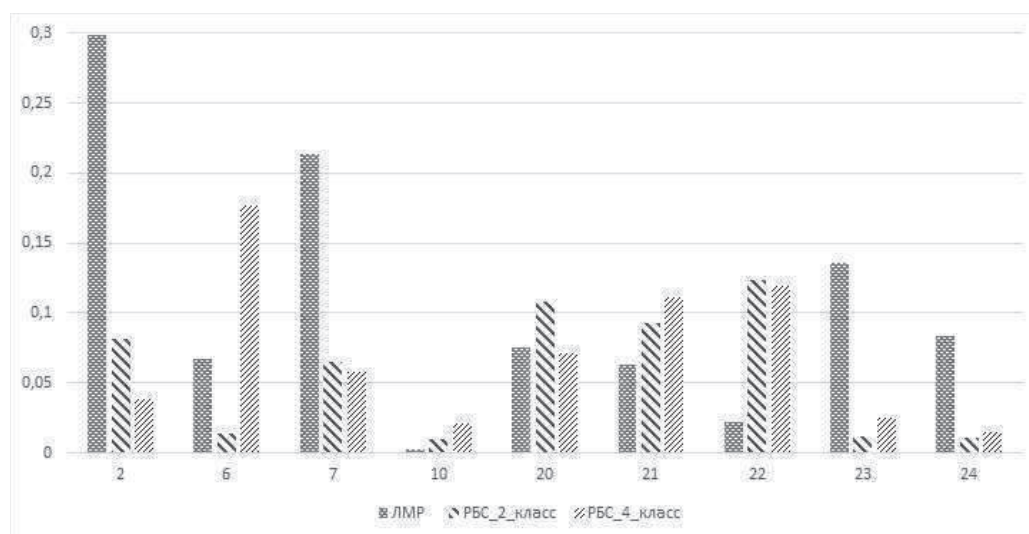


Рис.2 Результаты оценивания информативности переменных ЛМР и РБС для элементов разных классов

5 Результаты и выводы

Предложена классификация методов оценивания информативности контролируемых переменных состояния элементов систем и процессов. На основе анализа литературных данных выделено два основных типа методов: оценивания дифференциальной информативности, структурно-параметрического анализа и синтеза регрессионных моделей.

Представлен метод оценивания информативности (значимости) переменных диагностических моделей систем с учетом точности их измерения, полученных на основе аппарата теории обучаемых искусственных нейронных сетей. Данный метод относится к классу методов факторного анализа (анализ компонентов на основе теории информации).

Проведено сравнение качества аппроксимации данных с помощью линейной (линейная множественная регрессия) и нейросетевых моделей. 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.

ЛИТЕРАТУРА

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. – 1022с.
5. Гублер Е. В., Генкин А. А. Применение непараметрических критериев статистики в медико-биологических исследованиях.– Ленинград: «Медицина» Ленинградское отделение, 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 /С. Хайкин. – М: Издательский дом «Вильямс», 2006. –1104 с.
9. 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. – 2013, №1063 серія: «Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління». – Випуск 22. – 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 [Текст]: 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.