

Контроль и диагностика технических и биологических систем на основе метода группового учета аргументов¹

Аннотация. Работа посвящена контролю технических и диагностике биологических систем на примерах обнаружения потери связи наземной станции командно-измерительной системы с Центром управления полетами и анализа степени тяжести мочекаменной болезни человека. Диагностика сведена к задаче распознавания на основе прецедентов, составляющих обучающую выборку. Задачи решаются методом группового учета аргументов (МГУА).

Ключевые слова: контроль и диагностика, техническая система, биологическая система, информационная модель, метод группового учета аргументов.

Введение

Метод группового учета аргументов (МГУА) является одним из эффективных методов восстановления зависимости между входными и выходной переменными по выборкам наблюдений. МГУА был предложен А.Г. Ивахненко в конце 60-х годов и в настоящее время рассматривается как один из разделов прикладного статистического анализа. МГУА применяется в самых различных областях для прогнозирования и моделирования систем, оптимизации и распознавания образов в экономике, экологии [1], гидрометеорологии и медицине [2]. Алгоритмы МГУА дают возможность автоматически находить взаимозависимости данных, основываясь на индуктивных принципах перебора вариантов [3]. Применение МГУА позволяет решать проблемы, связанные с большим числом переменных, небольшим количеством наблюдений и неизвестными динамическими связями между переменными.

Целью настоящей работы является исследование применимости метода МГУА [3] для решения задач контроля и диагностики на примерах обнаружения отклонений в работе одной из подсистем

наземной станции командно-измерительной системы (НС КИС) и определения степени тяжести мочекаменной болезни пациентов лечебно-профилактических учреждений.

Одним из условий обеспечения работоспособности перспективных космических систем служит наличие комплексных средств контроля и диагностики [4]. Применительно к НС КИС космического назначения диагностика может рассматриваться как установление технического состояния подсистем, выявление дефектов, обнаружение и прогнозирование развития нештатных ситуаций (НШС). Разработка и внедрение информационных систем в области медицинских технологий также является достаточно актуальной задачей. В настоящее время ЭВМ, оснащенные программным обеспечением, используются совместно с различными диагностическими и лечебными приборами в качестве консультанта. Их применение может существенно ускорить и упростить работу врача, помочь ему избежать собственных ошибок. Задачей таких систем является определение характера заболевания пациента на основе данных наблюдений и выдача рекомендаций лечащему врачу.

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 09-07-00006-а), Программы "Информационные технологии и методы анализа сложных систем" Отделения нанотехнологий и информационных технологий РАН (проект 2.2. «Развитие методов интеллектуального управления на основе анализа потоков данных»).

Несмотря на различную природу технических и биологических объектов их исследование можно свести к задачам распознавания и классификации [5], решение которых в настоящей работе предлагается выполнить с помощью МГУА.

1. Контроль и диагностика систем как задача классификации

Задачу обнаружения отклонений в работе системы любой природы можно свести к задаче классификации, сформулированной Ю.И.Журавлевым [5]. Пусть дано множество M объектов $\{\omega_i\}$; на этом множестве имеется разбиение на конечное число подмножеств (классов)

$$\Omega_k, k = \overline{1, m}, \bigcup_{k=1}^m \Omega_k = M. \text{ Каждый класс } \Omega_k$$

имеет внутреннюю структуру, например, в виде некоторого множества объектов-эталонов. Объекты задаются набором значений признаков $x_j, j = \overline{1, N}$, которые определяют описание объекта $I(\omega) = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$. Информация о вхождении некоторого объекта ω в какой-либо класс представляется в виде информационного вектора $\hat{I}(\omega) = \{I_1(\omega), I_2(\omega), \dots, I_m(\omega)\}$, где $I_k(\omega)$ несет информацию о принадлежности объекта ω к классу Ω_k :

$$I_k(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{если } \omega \in \Omega_k, \\ 0, & \text{если } \omega \notin \Omega_k, \\ \Delta, & \text{если неизвестно } \omega \in \Omega_k \text{ или } \omega \notin \Omega_k. \end{cases} \quad (1)$$

Решение о принадлежности объекта ω классу Ω_k принимается на основе сравнения расстояний между объектом и классами.

2. Контроль и диагностика космических подсистем

2.1. Исходные данные и постановка задачи

К схеме распознавания (1) можно свести множество возможных постановок задач контроля и диагностики. Покажем это на примере задачи контроля сеанса связи ЦУП с НС КИС. Целью контроля является определение аварийной ситуации при выполнении набора прове-

рочных правил. Алгоритм, представленный на Рис. 1, предполагает одновременное измерение значений ряда параметров и проверку определенных условий, выполнение («да») или невыполнение которых («нет») кодируется соответственно как «1» и «0». На Рис.2 представлены основные бинарные признаки $x_1, x_2, \dots, x_8$, образующие входной вектор X состояний проверяемых условий.

Из алгоритма анализа ситуаций и Рис. 2 можно составить Табл.1, рассматриваемую в дальнейшем как обучающую выборку. Каждая строка таблицы описывает прецедент с известным исходом (классом): «1» - нет потери связи, «0» - связь потеряна. Если значение входного признака неизвестно, то оно обозначается как «-».

Для постановки задачи определения ситуации в соответствии с правилом (1), необходимо определить также класс «Δ», который, в исходной таблице прецедентов отсутствует. Для практического решения задачи следует построить разделяющую функцию, выделить пороги, отделяющие классы и величины допусков отклонений. Будем описывать разделяющую функцию полиномом, коэффициенты которого определим методом МГУА [3].

2.2. Построение разделяющей функции методом группового учета аргументов

МГУА позволяет восстанавливать зависимости между входными и выходными переменными по выборкам наблюдений. В данном случае он используется для классификации входных векторов. В соответствии с Табл.1 имеем N прецедентов (образцов), каждый из которых характеризуется вектором признаков $x_1, x_2, \dots, x_m$ и номером класса $y_i^0 \in \{0, 1\}$, $i = 1, \dots, N$, который интерпретируется как эталонный выход разделяющей функции. Величина y может быть рассмотрена как реальный выход разделяющей функции, по пороговому значению которого можно установить класс. Функция $y = \varphi(x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$, аппроксимирующая зависимость выходной величины y от входных переменных $x_1, x_2, \dots, x_m$ называется «полным описанием объекта». В классе алгебраических функций наиболее общей моделью является полином Колмогорова-Габора:

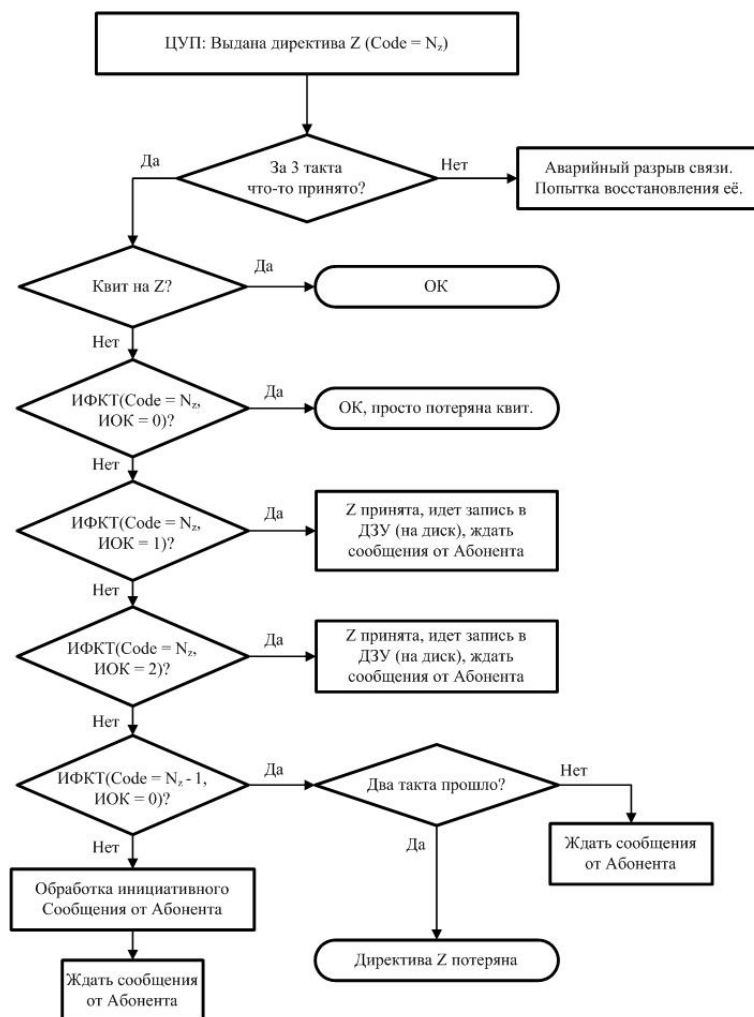


Рис. 1. Алгоритм проверки потери связи

Признаки							
x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8
В течение 3-х тактов принято сообщение	Получена квитанция на Z	Code = 0, NPrtn = 0	Code = Nz, ИОК = 0	Code = Nz, ИОК = 1	Code = Nz, ИОК = 2	Code = Nz-1, ИОК = 0	Число пройденных тактов ? 2

Рис.2. Выделенные признаки

ИФКТ – информация функционального контроля, ИОК – информация обратного канала
Code – код квитанции, NPrtn – номер последнего принятого сообщения или директивы

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots$$

Члены этого полинома и составляют исходный набор входных переменных, построенный на нулевом этапе, при этом коэффициенты полинома неизвестны и определяются в результате многорядного алгоритма, лежащего в основе МГУА [3].

Алгоритм работает по следующей схеме.

1. На первом ряду (этапе) на основе данных таблицы строятся частные описания функций от всех парных комбинаций исходных аргументов $x_1, x_2, \dots, x_m$, приближающих по методу наименьших квадратов выходные значения y_i , $i = 1, 2, \dots, L_1$:

$$y_1 = f_1(x_1, x_2),$$

$$y_2 = f_2(x_1, x_3), \dots, y_{L_1} = f_{L_1}(x_{m-1}, x_m).$$

Здесь индекс L_1 определяет число моделей (приближающих функций), полученных на первом ряду. Каждая частная модель ряда определяется функцией двух переменных вида

$$y = f(U, W) = w_0 + w_1 u_1 + w_2 u_2 + w_3 u_1 u_2$$

где: $U = (1, u_1, u_2, u_1 u_2)$ – входной вектор;

$W = (w_0, w_1, w_2, w_3)$ – вектор полиномиальных коэффициентов. Коэффициенты можно определить по методу наименьших квадратов:

$$e = \frac{1}{N_A} \sum_{i=1}^{N_A} (f(U^{(i)}, W) - y_i^0)^2 \rightarrow \min \quad (1)$$

Табл. 1. Сеанс связи ЦУП с абонентом НС КИС

№ п.п.	Наименование ситуации	Признаки								Номер класса y^0
		x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	
1	Связь только что установлена	1	0	–	0	0	0	0	0	1
2	Нормальная передача	1	1	–	0	0	0	0	0	1
3	Z принята, идет запись в ЗУ, ждать сообщения от Абонента.	1	0	0	0	–	0	0	0	1
4	Z принята, идет считывание из ЗУ, ждать сообщения от Абонента.	1	0	0	0	0	1	–	0	1
5	Ожидание сообщения от Абонента	1	0	0	0	0	0	–	0	1
6	Обработка инициативного сообщения от Абонента	1	0	0	0	0	0	0	0	1
7	Аварийный разрыв связи	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	Потеряна квитанция	1	0	0	1	0	0	0	0	0
9	Директива Z потеряна	1	0	0	0	0	0	1	1	0

где: N_A – число образцов обучающей выборки, выбранных из исходной таблицы объема N , $Y^0 = (y_1^0, y_2^0, \dots, y_{N_A}^0)$ – целевой вектор желаемых выходов, соответствующий образцам из N_A .

Для $r=1$ векторы U состояются из всех возможных пар признаков $x_1, x_2, \dots, x_m$: $U = (1, x_i, x_j, x_i x_j)$; $i \neq j = 1, \dots, m$.

Таким образом, уравнения для «частных» описаний первого ряда имеют вид:

$$y = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_1 x_2.$$

Число функций на первом ряду составляет $L_1 = C_m^2$, из них отбирается некоторое число F_1 лучших по заданному критерию качества.

2. На втором ряду отобранные ранее F_1 функции принимаются в качестве аргументов, для построения новых частных моделей:

$$z_1 = \varphi_1(y_1, y_2),$$

$$z_2 = \varphi_2(y_1, y_3), \dots, z_{L_2} = \varphi_{L_2}(y_{F_1-1}, y_{F_1}),$$

$$L_2 = C_{F_1}^2$$

Из них отбираются F_2 моделей для следующего этапа и т.д.

3. Для всех частных моделей на каждом ряду r алгоритма вычисляются ошибки, составляющие отклонение выхода полученной функции от значений эталонного вектора:

$$CR_j^r = \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} (f(U^{(i)}, W_j^*) - y_i^0)^2, j = 1, \dots, L_r,$$

где: N_B – число образцов проверочной части выборки, не участвующей в обучении ($N_B = N - N_A$),

W_j^* – вектор полиномиальных коэффициентов, найденный на предыдущем шаге алгоритма для j -ой модели по методу наименьших квадратов на образцах из обучающей выборки, L_r – число частных моделей r -го ряда.

Ошибку ряда составляет наименьшая ошибка по всем частным моделям: $CR_{\min}^r = \min_j CR_j^r$.

Первые F_r моделей, ошибка которых наиболее близка к $CR_{\min}^r$, отбираются для формирования следующего $(r+1)$ ряда селекции. Величина F_r называется «степенью свободы» выбора решения. В МГУА используются приемы, применяемые в массовой селекции растений и животных, из которых известно, что если значение F_r достаточно велико, результат многорядной селекции и результат полного перебора совпадают. Ошибка $CR_{\min}^r$ уменьшается с ростом числа рядов модели. После достижения минимума значение $CR_{\min}^r$ начинает увеличиваться или остается постоянным (Рис. 3).

Случай, когда дальнейшее увеличение числа рядов селекции приводит к потере точности, называется переобучением. Таким образом, в результате выполнения алгоритма находится решение, соответствующее минимуму средне-квадратической ошибки.

2.3. Проведение экспериментов

Возьмем в качестве исходных данных векторы из Табл. 2. и сформируем обучающую вы-

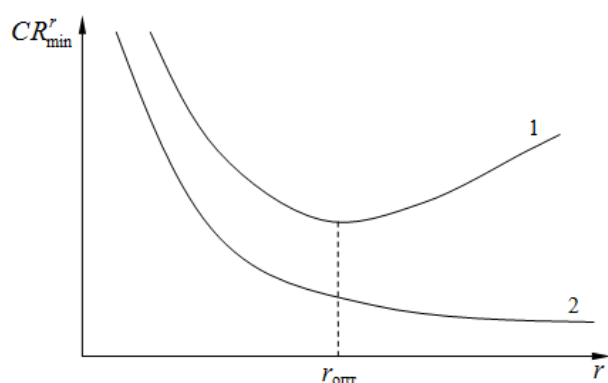


Рис.3. Виды зависимостей среднеквадратической ошибки от числа рядов

- 1 – ошибка на точках проверочной выборки имеет минимум
2 – ошибка на проверочной выборке падает до нуля

борку. Для удобства работы определим значения входных векторов числами «-0,75» и «0,75», которые будут соответствовать нулю и единице, и «0» в случае, когда значение признака неизвестно (соответствует «-» в Табл.1). Выходы лучшей модели для объектов первого класса должны быть близки к единице, а для нулевого класса – к нулю.

На каждом ряду было отобрано по восемь возможных моделей-претендентов, что составило 30% от общего числа моделей для каждого ряда. Таким образом, на каждом ряду алгоритма число частных моделей было равно $C_8^2 = 28$. В результате применения алгоритма были составлены пять рядов селекции. Схема формирования и отбора моделей на каждом ряду представлена на Рис.4.

Полное описание построено на семи исходных аргументах из восьми и имеет вид:

$$y = -0.0019 + 0.1909 \cdot u_6 + 0.0963 u_{13} + 0.7801 u_6 u_{13},$$

где: $u_6 = 0.0107 + 0.1410 z_2 - 0.6474 z_{25} + 1.6350 z_2 z_{25}$,

$$u_{13} = 0.0107 + 0.1410 z_3 - 0.6474 z_{27} + 1.6350 z_3 z_{27}.$$

Промежуточные переменные z_2 , z_3 , z_{25} и z_{27} могут быть вычислены по частным описаниям второго ряда селекции:

$$z_2 = -0.0000 + 0.4920 y_3 + 0.0000 y_{13} + 0.5989 y_3 y_{13},$$

$$z_3 = -0.0000 + 0.4920 y_3 + 0.0000 y_{14} + 0.5989 y_3 y_{14},$$

$$z_{25} = 6.9336 - 8.4208 y_{19} - 8.4208 y_{22} + 11.5 y_{19} y_{22},$$

$$z_{27} = 0.4935 - 0.5807 y_{20} - 0.5807 y_{22} + 1.9556 y_{20} y_{22}.$$

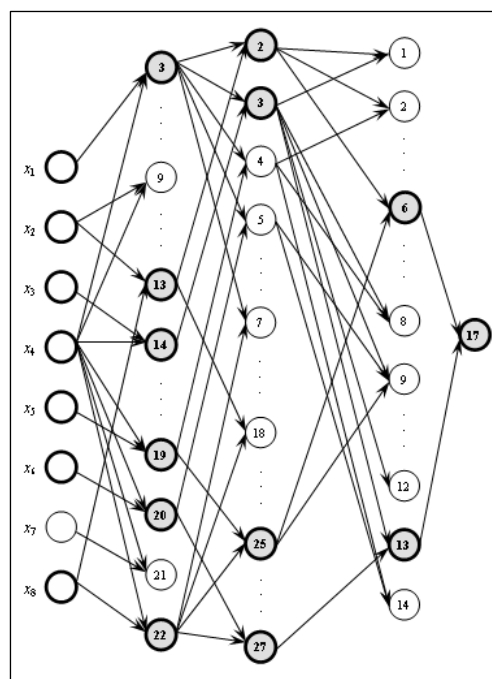


Рис.4. Номера отобранных моделей на каждом ряду селекции

В свою очередь, промежуточные переменные y_3 , y_{13} , y_{14} , y_{19} , y_{20} и y_{22} вычисляются на первом ряду селекции с использованием исходных переменных:

$$y_3 = 0.1687 + 0.3861 x_1 - 0.3861 x_4 - 0.3 x_1 x_4,$$

$$y_{13} = 0.2768 - 0.1786 x_2 - 0.8690 x_8 - 0.4286 x_2 x_8,$$

$$y_{14} = 0.2768 - 0.1786 x_3 - 0.8690 x_4 - 0.4286 x_3 x_4,$$

$$y_{19} = 0.2165 - 0.9494 x_4 - 0.2589 x_5 - 0.5357 x_4 x_5,$$

$$y_{20} = 0.2165 - 0.9494 x_4 - 0.2589 x_6 - 0.5357 x_4 x_6,$$

$$y_{22} = 0.1688 - 0.3861 x_4 - 0.3861 x_8 + 0.3 x_4 x_8.$$

Ошибки селекции, достигаемые на каждом ряду, составили:

$$CR_{\min}^1 = 0.0340, \quad CR_{\min}^2 = 0.0205, \quad CR_{\min}^3 = 0.0037,$$

$$CR_{\min}^4 = 0.0008, \quad CR_{\min}^5 = 0.0012.$$

Решение было найдено по достижении четвертого ряда алгоритма. Результаты решения задачи при разных величинах допустимых отклонений δ от эталонных выходов представлены в Табл.2.

Как видно из Табл.2 МГУА достаточно уверенно классифицирует состояние технической системы, в том числе в случае отсутствия данных. Ситуации, относящиеся к классу « Δ », выявлены при допуске отклонений от эталонов $\delta = \pm 0.1$.

Табл. 2. Значения выхода лучшей модели и результаты распознавания

Номер образца	Состояние признаков	Выход модели	Класс при $\delta = \pm 0.2$	Класс при $\delta = \pm 0.1$
Обучение				
1	1 0 1 0 0 0 0 0	0.8493	1	Δ
2	1 1 0 0 0 0 0 0	1.0279	1	1
3	1 0 0 1 0 0 0 0	-0.0004	0	0
4	1 0 0 0 1 0 0 0	1.0312	1	1
5	1 0 0 0 0 0 1 1	-0.0004	0	0
6	1 0 0 0 0 1 0 0	1.0279	1	1
7	1 0 0 0 0 0 1 0	0.8493	1	Δ
8	1 0 0 0 0 0 0 0	0.8493	1	Δ
9	0 0 0 0 0 0 0 0	0.0359	0	0
10	1 0 - 0 0 0 0 0	0.8493	1	Δ
11	1 - 0 0 0 0 0 0	0.9388	1	1
12	1 0 0 0 - 0 0 0	0.9403	1	1
13	1 0 0 0 0 - 0 0	0.9388	1	1
14	1 0 0 0 0 0 - 0	0.8493	1	Δ
Распознавание:				
15	1 0 0 - 0 0 0 0	0.0170	0	0
16	- 1 0 0 0 0 0 0	1.0279	1	1
17	1 0 - 0 0 0 0 0	0.8493	1	Δ
18	1 0 0 0 0 1 0 0	1.0279	1	1
19	- 0 0 0 0 0 - 1	-0.0004	0	0
20	- 0 0 0 1 0 0 0	1.0312	1	1
21	1 0 0 1 0 0 0 0	-0.0004	0	0

На образцах из проверочной выборки были проведены эксперименты по сравнению МГУА с вероятностной нейронной сетью (ВНС). Полученные результаты приведены в Табл.3.

Из Табл.3 видно, что МГУА дает более уверенные результаты (неопределенность Δ у МГУА возникает реже, чем у ВНС).

3. Диагностика биологических систем

Медицинские данные характеризуются наличием пропусков данных, большим числом переменных при относительно небольшом числе наблюдений, что позволяет рассматривать задачу диагностики заболевания как задачу распознавания. Для ее решения также предлагается использовать метод МГУА. Исходные данные в виде наборов признаков $x_1, x_2, \dots, x_6$ и

Табл. 3. Сравнение результатов распознавания

Номер образца	МГУА		Вероятностная сеть	
	Класс при $\delta = \pm 0.2$	Класс при $\delta = \pm 0.1$	Класс при $\delta = \pm 0.2$	Класс при $\delta = \pm 0.1$
1	0	0	0	0
2	1	1	Δ	Δ
3	1	Δ	1	1
4	1	1	1	1
5	0	0	0	Δ
6	1	1	Δ	Δ
7	0	0	0	0

соответствующих им классов получают на основе анализа наблюдаемых под микроскопом графических изображений образцов биологической жидкости пациентов (фаций) и знаний экспертов – высококвалифицированных врачей. На Рис. 5 представлены последовательно примеры фаций с нормой, низкой, умеренной и высокой степенями заболевания пациента.

Данные получают на основе автоматического измерения характеристик полутонового снимка фации. Признаки x_1 и x_2 отражают соотношения черного и белого цветов соответственно в белковой и кристаллической зоне фации, x_3 – отношение x_2/x_1 . Признак x_4 отвечает за коэффициент корреляции яркостей полутоновых изображений белковой и кристаллической зон. Признаки x_5 и x_6 – соответственно левая и правая суммы коэффициентов относительно среднего уровня значений дискретного синусного преобразования Фурье, построенного на основе функции яркости белковой зоны.

Построим модель для определения степени тяжести мочекаменной болезни с двумя выделенными классами "High" и "Normal", соответствующими высокой степени заболевания и здоровому состоянию пациента. В Табл. 4 содержится часть сводной информации, полученной от экспертов и на основе выполненных измерений.

Для решения задачи методом МГУА обозначим класс "High" за «1» и "Normal" за «0». Схема формирования и отбора моделей представлена на Рис. 5. В результате применения

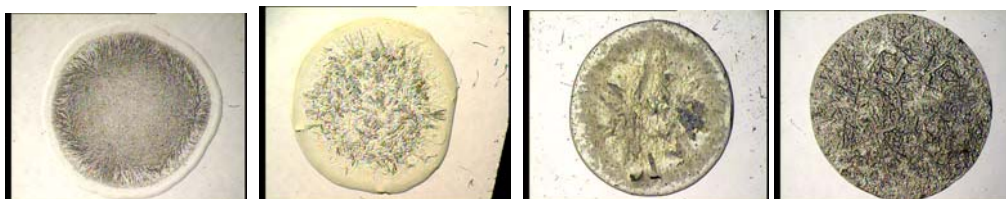


Рис.5. Примеры фаций с различными степенями заболевания

Табл. 4. Обучающая и проверочная выборки

Степень (класс) болезни	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
Обучающая выборка:						
High	1.926	0.981	0.525	0.868	16741.111	141059.476
Normal	0.618	0.820	0.775	0.814	5220.540	83132.962
High	0.454	0.442	0.975	0.802	39688.242	105460.980
Normal	0.279	0.856	0.350	0.870	3234.801	114920.842
High	1.125	2.176	0.525	0.907	21175.462	86829.661
High	0.439	5.538	0.100	0.261	28330.527	98336.349
Normal	0.374	2.497	0.150	0.308	3398.417	102013.717
Normal	1.881	2.699	0.700	0.833	2766.696	108541.311
Проверочная выборка:						
High	0.294	2.828	0.125	0.205	12712.210	102701.833
High	0.588	1.362	0.450	0.847	15603.374	106746.860
Normal	0.048	4.990	0.025	0.100	4215.215	112105.498
High	1.498	1.998	0.750	0.652	29931.637	101425.870
High	0.595	1.479	0.425	0.637	19068.337	88993.962
Normal	1.881	2.699	0.700	0.833	2766.696	108541.311
Normal	0.372	0.419	0.900	0.868	5329.819	113556.868
High	0.291	4.070	0.075	0.374	20068.053	96634.728

алгоритма количество рядов селекции не превысило трех, что характерно для умеренно зашумленных зависимостей.

На каждом этапе было отобрано по шесть возможных моделей-претендентов, что составило 40% от общего числа моделей для каждого ряда. Таким образом, на каждом ряду алгоритма число частных моделей было равно 15. Полное описание использует три исходных аргумента из шести и имеет вид:

$$y = -0.2015 + 1.8818 y_1 + 0.7852 y_2 - 1.4012 y_1 y_2,$$

где промежуточные переменные y_1 и y_2 могут быть вычислены по частным описаниям первого ряда селекции:

$$y_1 = -0.1413 + 0.1732 x_3 + 1.95 x_5 - 0.8524 x_3 x_5,$$

$$y_2 = 0.1075 - 0.4139 x_2 + 1.0864 x_5 + 0.8768 x_2 x_5.$$

Таким образом, полученная модель МГУА может быть представлена следующим полиномом от трех переменных x_2 , x_3 и x_5 :

$$\begin{aligned} y = & -0.3617 - 0.4069 x_2 + 0.29980 x_3 + 4.4441 x_5 + \\ & + 0.1004 x_2 x_3 - 1.7392 x_3 x_5 + 1.993 x_2 x_5 - 2.9683 x_5^2 - \\ & - 2.3957 x_2 x_5^2 + 1.2974 x_3 x_5^2 - 0.7071 x_2 x_3 x_5 + \\ & + 1.0471 x_2 x_3 x_5^2. \end{aligned}$$

Наращивание рядов селекции было прекращено по достижении минимума ошибки: $CR_{\min}^1 = 0.0811$, $CR_{\min}^2 = 0.0236$, $CR_{\min}^3 = 0.0263$.

Процесс получения решения схематично показан на Рис. 5

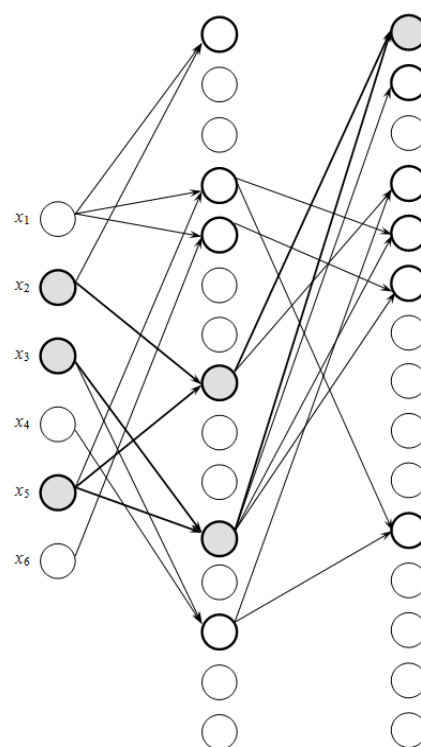


Рис. 5. Схема отбора моделей

Наименьшую среднеквадратическую ошибку показала первая модель второго ряда. Результаты работы алгоритма представлены в Табл. 5.

Результаты эксперимента показали достаточную эффективность метода МГУА для решения задачи выявления наличия или отсутствия

Табл.5. Значения выхода лучшей модели и результаты распознавания

Номер образца	Выход модели	Класс при $\delta = \pm 0.2$	Класс при $\delta = \pm 0.1$
1	0.8757	1	Δ
2	0.2212	0	Δ
3	0.9426	1	1
4	0.0031	0	0
5	1.0195	1	1
6	1.0776	1	1
7	-0.0894	0	0
8	-0.0503	0	0
9	0.7327	Δ	Δ
10	0.8418	1	Δ
11	-0.1193	0	Δ
12	1.0399	1	1
13	0.9849	1	1
14	-0.0503	0	0
15	0.2522	Δ	Δ
16	1.0994	1	1

вия заболевания. Более точная диагностика заключается в распознавании четырех стадий заболевания (High, Medium, Low, Normal). Для этого потребуется соответствующая исходная таблица прецедентов, составленная экспертами-врачами.

Заключение

В настоящей работе выполнена постановка задачи обнаружения аномальных отклонений в работе технических и биологических систем. В частности экспериментально показано, что метод МГУА способен достаточно уверенно раз-

делять ситуацию на два класса: исправен–здоров, неисправен–болен, т.е. фактически решать задачу контроля состояния технической системы или пациента. Разумеется, диагностика систем подразумевает выделение существенно большего числа классов. Однако есть уверенность в том, что задача может быть решена путем расширения входных данных за счет добавления прецедентов и настройки моделей МГУА на состояния, лежащие в интервале (0-1) с определенными допусками. Могут быть применены также подходы, связанные с последовательным разбиением ситуаций на два класса.

Литература

1. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами – Киев: Техніка, 1975.
2. Schetinin V. A Neural Network Decision Tree for Learning Concepts from EEG Data – Advanced Study Institute on Neural Networks for Instrumentation, Measurement, and Related Industrial Applications: Study Cases, Crema, Italy, 9-20 October 2001. – IEEE Sponsored, 2001, pp. 147-154.
3. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. – Киев: Наукова думка, 1981.
4. Смирнов С.В. Анализ и прогнозирование надежности аппаратуры наземных станций командно-измерительных систем. – Авиакосмическое приборостроение, №1, 2008, с.27-32.
5. Журавлев Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации. – Проблемы кибернетики, 1978, Т. 33, с. 5-68.

Мажуга Вера Владимировна. Магистрант РУДН. Окончила Российский университет дружбы народов (РУДН) в 2009 году. Область научных интересов: информатика и прикладная математика. E-mail: vvmazhuga@inbox.ru.

Хачумов Вячеслав Михайлович. Главный научный сотрудник Института системного анализа РАН. Окончил Ленинградский кораблестроительный институт в 1971 году. Доктор технических наук, профессор. Автор 130 печатных работ и 2-х монографий. Область научных интересов: искусственный интеллект, распознавание образов, параллельные вычисления. E-mail: vmh@isa.ru.