

УДК 612.17

Л.С. Файнзильберг

Об алгоритмах самоорганизации в задаче синтеза информационных технологий обработки сигналов

Показано, что в условиях ограниченной априорной информации синтез информационных технологий обработки сигналов должен базироваться на конструировании потенциально полезных признаков и самоорганизации моделей. Приведены практические результаты, подтверждающие эффективность использования такого подхода при решении сложных прикладных задач.

It is shown that under conditions of the limited a priori information the synthesis of information technologies should be based on construction of potentially useful attributes and self-organization of models. Practical results confirming the efficiency of using such approach for solving complex applied problems are given.

Показано, що в умовах обмеженої априорної інформації синтез інформаційних технологій обробки сигналів повинен базуватися на конструюванні потенційно корисних ознак та самоорганізації моделей. Наведено практичні результати, які підтверджують ефективність використання такого підходу при розв'язуванні складних прикладних задач.

Введение. Предложенный А.Г. Ивахненко индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем достаточно подробно описан в работах [1–4]. Автор данной статьи относится к той многочисленной группе исследователей, которые в силу своей профессиональной деятельности так или иначе нуждаются в использовании методов построения зависимостей по экспериментальным данным. Именно поэтому возникло желание поделиться своими соображениями о роли и месте алгоритмов самоорганизации (алгоритмов МГУА) в задаче синтеза информационных технологий обработки сигналов, взглянув на эти алгоритмы со стороны потребителя. Другими словами, выполнить роль одного из «внешних критериев», да простит меня школа А.Г. Ивахненко за столь вольное толкование известного термина.

Следует заметить, что, помимо реализма, в среде потенциальных пользователей алгоритмов МГУА бытует как необоснованный пессимизм, так и неоправданный оптимизм (рис. 1). Более того, чрезмерные оптимисты нередко переходят в противоположный лагерь только из-за первых неудач, полученных при использовании конкретного алгоритма для разрешения собственных проблем.

Разумеется, такие противоположные взгляды неверны, как любые крайности, и возникают, главным образом, из-за недопонимания самой сути алгоритмов МГУА. Понятно, что истина лежит где-то между этими суждениями, о чем неоднократно говорили сами разработчики этих алгоритмов.

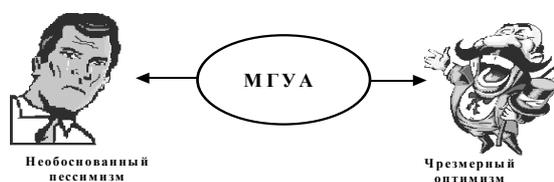


Рис. 1. Вульгаризация идей самоорганизации моделей

Целью данной статьи является попытка продемонстрировать реалистичный взгляд на возможность использования алгоритмов МГУА при синтезе прикладных информационных технологий (ИТ) обработки сигналов различной физической природы и на примерах решения практических задач показать достоинства данного метода.

Задача синтеза ИТ обработки сигнала. Под информационной технологией [5] будем понимать совокупность методов и средств, объединенных в технологическую цепочку, на вход которой поступают исходные данные (сырье), а на выходе образуется информаци-

онный продукт, подготовленный в соответствии с потребностями конкретных пользователей в той или иной предметной области (рис. 2).



Рис. 2. Общая схема информационной технологии

Рассмотрим следующую задачу. Имеется некоторый технический или биологический объект, о состоянии Z которого необходимо получить *количественную* и/или *качественную* информацию (рис. 3). В первом случае пользователя интересуют значения интервальных переменных — компонент вектора $Z = (Z_1, \dots, Z_N)$, а во втором — значение категориальной переменной $Z = 1, \dots, M$, характеризующей принадлежность текущего состояния объекта к одному из классов заданного множества $V = \{V_1, \dots, V_M\}$.



Рис. 3. Описание состояния объекта

В некоторых задачах определение параметра Z не представляет особого труда: имеются достаточно надежные средства измерения (датчики и индикаторы), позволяющие *непосредственно* получить интересующую пользователя информацию о состоянии объекта. Однако довольно часто на практике встречаются задачи, когда непосредственное определение Z невозможно. Например, агрессивность и высокая температура среды препятствуют созданию датчиков для непосредственного определения содержания углерода и других легирующих элементов в расплавленном металле. Невозможно также при массовых обследованиях определять состояние внутренних органов человека на основе прямых (ин-

вазивных) методов диагностики, например метода коронарографии для диагностики заболеваний сердечно-сосудистой системы: этот метод достаточно дорогой и, самое главное, небезопасный для обследуемого. Аналогичные примеры достаточно часто встречаются в технике, медицине и других областях приложения. Решение подобных задач является главной целью ИТ для косвенного контроля параметров и диагностики состояния объекта. Какую же рабочую гипотезу разумно положить в основу синтеза таких технологий?

Предположим, что при фиксированном значении Z на выходе объекта порождается нестационарное скалярное или векторное поле (электрическое, магнитное, температурное и т.п.). Будем считать, что величина этого поля определяется функцией

$$y = \Psi(u, t, Z), \quad (1)$$

зависящей от параметра Z , где t — время, u — точка пространства, y — величина поля в этой точке. При измерении поля (1) в фиксированной точке $u = u_0$ функция $\Psi(u, t, Z)$ вырождается в функцию времени $y(t) = \Psi(u_0, t, Z)$. Если же датчики для измерения поля (1) установить в нескольких точках u_1, u_2, \dots, u_p , то (1) можно записать как совокупность функций времени

$$\begin{aligned} y_1(t) &= \Psi(u_1, t, Z) = \Phi_1(t, Z); \\ y_2(t) &= \Psi(u_2, t, Z) = \Phi_2(t, Z); \\ &\dots \\ y_p(t) &= \Psi(u_p, t, Z) = \Phi_p(t, Z), \end{aligned} \quad (2)$$

представляющих собой сигналы на выходе датчиков, или в обобщенном виде:

$$y = \Phi(t, Z), \quad (3)$$

понимая под y скалярную функцию времени, если сигнал измеряется в одной точке, либо вектор-функцию $y = (y_1, \dots, y_p)$, если измерение поля производится в нескольких точках.

Поскольку мы предполагаем, что сигнал (3) зависит от состояния Z , то с формальной точ-

ки зрения ИТ, вообще говоря, должна обеспечивать решение обратной задачи: требуется оценить неизвестное значение Z по результатам наблюдения сигнала y на фиксированном отрезке наблюдения $t_1 \leq t \leq t_2$ (рис. 4).



Рис. 4. Задача ИТ обработки сигнала

Следует, однако, заметить, что на практике функция $\Phi(\cdot)$ чаще всего неизвестна. Обычно конструктору ИТ приходится сталкиваться с достаточно сложными объектами и процессами, а знания в рассматриваемой предметной области слабо структурированы и формализации поддаются лишь отдельные фрагменты общей постановки [6]. Для упрощения изучения физических закономерностей часто рассматривают «идеализированные» условия, в результате чего применение полученных таким способом моделей приводит к значительным погрешностям.

И хотя есть все основания полагать, что модель вида (1) существует, ее получение *только* на основе физических представлений затруднительно, а иногда и просто невозможно.

Так, например, хорошо известно, что электрическое и магнитное поле сердца, зарегистрированные в течение кардиоциклов, несут информацию о состоянии сердечно-сосудистой системы живого организма [7], однако до сего времени не получены и вряд ли будут получены в ближайшем будущем «хорошие» модели, адекватно описывающие процесс порождения таких полей.

Есть все основания считать, что температурное поле, образуемое внутри и вокруг слитка кристаллизующегося металла, несет информацию о его механических свойствах и химическом составе. В то же время, согласно [8], процесс кристаллизации представляет со-

бой теснейшее переплетение физико-химических (зарождение и рост кристаллов, диффузия элементов, коагуляция примесей), гидродинамических (движение расплава внутри слитка) и тепловых явлений. Сложность этих процессов препятствует построению модели вида (1), адекватно описывающей формирование температурного поля в процессе кристаллизации. Перечень подобных примеров можно было бы продолжить. Поэтому модель (1) следует рассматривать лишь как *рабочую гипотезу*, позволяющую обосновать принципиальную возможность оценки состояния объекта по наблюдаемым сигналам.

По-видимому, к задаче синтеза ИТ обработки сигналов на современном этапе развития науки следует подходить не столько с позиций математической проблемы, требующей формального разрешения, а как к научной методологии решения конкретных задач. При этом уместно напомнить, что сам термин «технология» происходит от греческого слова «*téchnē*» (искусство, мастерство, умение), а задача технологии как науки состоит в выявлении закономерностей с целью определения и использования на практике наиболее эффективных и экономных производственных процессов [9].

Вполне понятно, что алгоритмы МГУА, ориентированные на структурную и параметрическую идентификацию моделей по экспериментальным данным, являются одним из элементов таких технологий. Главным достоинством алгоритмов МГУА, отличающим их от других методов идентификации, является разделение имеющихся наблюдений на две выборки: обучающую, по которой производится идентификация моделей заданного класса структур, и контрольную, обеспечивающую селекцию моделей оптимальной сложности с точки зрения внешнего критерия.

Роль алгоритмов самоорганизации в ИТ обработки сигналов. Выберем три объекта — расплав железоуглеродистого металла, сердце человека и биологическую жидкость (кровь, слюна и т.п.). Несмотря на различие физиче-

ской природы этих объектов, для них правомерна общая рабочая гипотеза (1): объекты порождают сигналы, несущие ценную информацию об их состоянии (рис. 5).

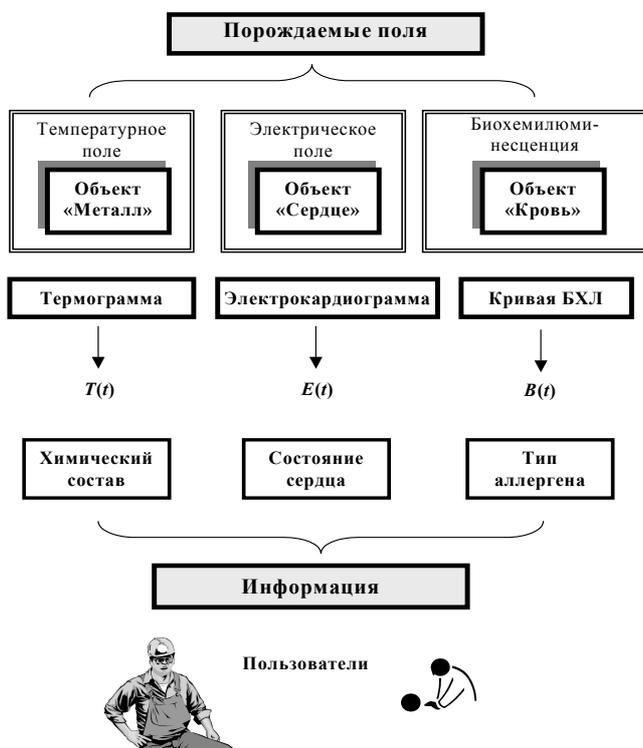


Рис. 5. Примеры практических задач

Рассмотрим первый пример. Известно [10], что всякое кристаллическое тело при фиксированном химическом составе имеет вполне конкретную температуру плавления (затвердевания). Именно этот *закономерный* факт и был положен в основу ИТ «ТЕРМОГРАФ» для косвенного контроля химического состава и прогнозирования механических свойств литейных чугунов [11]. Естественно, что при реализации такой технологии пришлось заниматься идентификацией моделей, связывающих выходные параметры с признаками термограммы.

Принимая во внимание цель данной статьи, именно об этой стороне задачи стоит поговорить более подробно, поскольку на этом примере можно продемонстрировать «вульгаризацию» идей МГУА, при которой необосно-

ванный *оптимизм* может привести к неоправданному *пессимизму*.

Для этого предельно упростим задачу, предположив, что конечного пользователя ИТ (металлурга) интересует только один технологический параметр — процентное содержание C углерода в металле.

Обратимся к рис. 6, в левой части которого в координатах T (температура) — C (содержание углерода) показан фрагмент известной диаграммы состояния $Fe-C$ -сплава. На диаграмме имеется две линии — ликвидуса и солидуса. Выше линии ликвидуса металл находится в жидком состоянии (область L), ниже линии солидуса — в твердом состоянии (область S), а между этими линиями — в переходном состоянии (область $L+S$). Как видно из рисунка, линия ликвидуса не параллельна оси температур, а значит, при изменении содержания углерода изменяется температура начала кристаллизации металла (температура ликвидуса T_L): чем выше содержание углерода, тем при более низкой температуре начинается процесс кристаллизации расплава. Поэтому неизвестное содержание углерода C можно определить по температуре ликвидуса T_L .

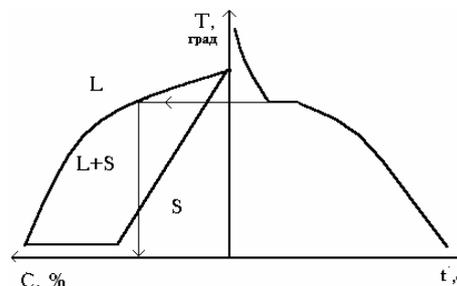


Рис. 6. Иллюстрация идеи косвенного контроля C

Однако сталь является сложным по химическому составу сплавом и, помимо углерода, в ней имеется еще и целый ряд других примесей (марганец, кремний, фосфор, сера и др.), также влияющих на температуру ликвидуса. Поэтому реальная зависимость между содержанием углерода и температурой ликвидуса, вообще говоря, отличается от теоретической

зависимости, вытекающей из диаграммы состояния $Fe-C$ -сплава.

В то же время оказалось, что если воспользоваться простейшей моделью в виде линейного уравнения регрессии

$$C = K_0 + K_1 T_L, \quad (4)$$

построенной для условий конкретного предприятия, то неизвестное содержание углерода можно косвенно оценить по температуре ликвидуса с достаточно высокой точностью (порядка 0,02 абс. % C).

Разумеется, такая сравнительно высокая точность может быть достигнута лишь в том случае, когда будет правильно определена сама температура ликвидуса T_L . Однако возникает вопрос: каким образом определить температуру ликвидуса?

Природа пошла навстречу в разрешении этой проблемы. Дело в том, что в момент начала кристаллизации происходит экзотермическая реакция — выделение скрытой теплоты кристаллизации. Поэтому, если зарегистрировать процесс охлаждения расплава (см. правую часть рис. 6), то на графике процесса $T(t)$ при достижении температуры ликвидуса появляется как бы температурная остановка (площадка). Обнаружив такой информативный фрагмент термограммы, можно определить температуру T_L , а затем и процентное содержание углерода по модели (4).

Предположим теперь, что нам известна лишь первая часть описанных выше закономерностей, т.е. только гипотеза о том, что термограмма несет информацию об интересующем нас параметре C , но *не известно*, каким образом. Можно ли в этих условиях воспользоваться идеями самоорганизации для восстановления зависимости (4) по экспериментальным данным?

На первый взгляд может показаться, что такая задача имеет простое решение в классе алгоритмов самоорганизации, но именно в этом и состоит «вульгаризация» идеи МГУА!

Пусть в нашем распоряжении имеется выборка термограмм, зарегистрированных для W

проб металла, и для каждой такой пробы на основании химического анализа известно точное значение содержания углерода C_1, \dots, C_W . Будем считать, что каждая из W термограмм представлена своими дискретными значениями T_1, \dots, T_K .

Поскольку в векторах $T^{(k)} = T_1, \dots, T_K$ содержится вся доступная нам информация о термограмме, то можно считать значения T_1, \dots, T_K потенциальными регрессорами, для которых известно точное значение отклика C . Другими словами, будем считать, что в нашем распоряжении имеется выборка, содержащая W точек наблюдений, образующих $W \times K$ -матрицу регрессоров и W -мерный вектор отклика (см. табл. 1).

Т а б л и ц а 1. Гипотетическая выборка наблюдений

№	Регрессоры (аргументы модели)					Отклик (выход)
1	$T_1[1]$	$T_2[1]$	$T_3[1]$...	$T_K[1]$	C_1
2	$T_1[2]$	$T_2[2]$	$T_3[2]$...	$T_K[2]$	C_2
...
W	$T_1[W]$	$T_2[W]$	$T_3[W]$...	$T_K[W]$	C_W

Казалось бы, по такой выборке легко восстановить закономерность (4), задав класс базисных функций в виде всевозможных линейных структур

$$g_{(1)} = a_i T_i + a_0; \quad i = 1, 2, \dots, K,$$

$$g_{(2)} = a_i T_i + a_j T_j + a_0, \quad i, j = 1, 2, \dots, K, j \neq i, \quad (5)$$

$$\dots$$

$$g_{(K)} = a_1 T_1 + a_2 T_2 + \dots + a_K T_K + a_0.$$

На самом же деле это не так! Дело в том, что момент начала кристаллизации определяется множеством внешних факторов (начальной температурой расплава, условиями теплообмена и т.п.). А это значит, что в выборке для различных наблюдений температуре ликвидуса T_L будут соответствовать различные номера дискретных значений T_1, \dots, T_K . Поэтому совершенно очевидно, что без привлечения дополнительной информации *при сколь угодно*

большом объеме W выборки невозможно восстановить истинную зависимость (4) в классе структур (5), поскольку для различных наблюдений аргумент истинной зависимости (4) — температура T_L — будет соответствовать различным аргументам моделей (5).

К тому же при больших значениях K возникают непреодолимые вычислительные сложности в использовании известных алгоритмов МГУА, но это уже другие проблемы.

Отсюда следует, что важным этапом синтеза ИТ обработки сигналов, предшествующим структурно-параметрической идентификации, является переход от пространства наблюдений $y^{(K_1)} = (y_1, \dots, y_{K_1})$ к пространству потенциально полезных признаков $x^{(K_2)} = (x_1, \dots, x_{K_2})$ меньшей размерности ($K_2 \ll K_1$), а затем уже этап использования этих признаков в качестве аргументов моделей косвенного контроля и диагностики, селективируемых тем или иным алгоритмом самоорганизации на основе обучающей и контрольной выборок.

Именно такой взгляд на роль алгоритмов МГУА при синтезе прикладных ИТ обработки сигналов в условиях ограниченной априорной информации представляется автору наиболее реалистичным. Структура инструментальной системы «СИДИГРАФ», реализующей такой подход, обсуждалась в работах [5, 12].

Практические результаты. Как отмечалось, рассмотренный в предыдущем разделе пример оценки только одного содержания углерода является упрощенной схемой задачи, которая была положена в основу синтеза ИТ «ТЕРМОГРАФ». Оказалось, что, используя всего лишь информацию о дискретных значениях температуры T_1, \dots, T_{K_1} в процессе охлаждения пробы, удастся оценить с приемлемой точностью содержание целого ряда других химических элементов расплава (кремния Si , хрома Cr , фосфора P , марганца Mn и др.), а также прогнозировать механические свойства металла, в частности прочность на растяжение Rb и твердость Hb .

Переход от пространства наблюдений размерности $K_1 = 600$ к экономному пространству признаков осуществлялся на основе специальных вычислительных процедур, позволяющих автоматически выделить на термограмме $T(t)$ и ее первой производной dT/dt информативные фрагменты (см. рис. 7). Границы этих фрагментов (точки) соответствуют характерным тепловым эффектам фазовых превращений металла, а именно:

- **A** — максимальному тепловому эффекту дендритной кристаллизации;
- **B** — максимальной скорости охлаждения после периода дендритной кристаллизации;
- **C** — температуре начала кристаллизации эвтектики;
- **D** — температуре метастабильного превращения расплава;
- **E** — максимальному тепловому эффекту процесса кристаллизации эвтектики;
- **F** — температуре солидуса расплава;
- **G** — максимальному изменению скорости охлаждения в период кристаллизации эвтектики;
- **H** — температуре окончания кристаллизации эвтектики;
- **J** — моменту времени, при котором температура расплава становится равной $T = 1050^\circ C$.

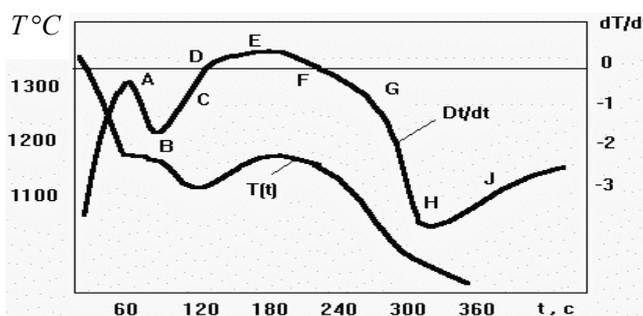


Рис. 7. Термограмма и ее первая производная

Для каждой из указанных девяти точек определялась тройка величин $t_\mu, T_\mu, \dot{T}_\mu$ ($\mu = A, \dots, J$), представляющих собой момент времени, при котором указанный эффект про-

явился, а также значение температуры и оценка ее первой производной в этот момент. Тем самым осуществлялся переход от исходного пространства наблюдений размерности $K_1 = 600$ к экономному пространству признаков размерности $K_2 = 27$ (табл. 2).

Таблица 2. Потенциально полезные признаки термограммы

Значения признаков	Характерные точки термограммы								
	A	B	C	D	E	F	G	H	J
t_{μ}, c	22	43	101	159	178	209	267	286	307
$T_{\mu}, ^\circ C$	1200	1186	1138	1116	1119	1125	1108	1083	1050
$\dot{T}_{\mu}, \%/c$	-0,20	-1,11	-0,59	0,00	0,27	0,00	-0,75	-2,02	-1,30

Именно эти признаки предложено использовать в качестве аргументов моделей для косвенной оценки химического состава и прогнозирования механических характеристик литейного чугуна.

Структурная и параметрическая идентификация таких моделей проводилась на основе использования двух выборок термограмм (обучающей и контрольной) с известными значениями технологических параметров*. Построенные таким образом модели для условий Купянского литейного завода имели следующий вид:

содержание углерода

$$C = 9,84918 - 0,00413 \cdot T_A - 0,00147 \cdot T_D, \quad (\sigma \approx 0,06); \quad (6)$$

содержание кремния

$$Si = -23,99104 + 0,00572 \cdot T_D + 0,01762 \cdot T_F + 31,4176 \cdot \frac{\dot{T}_F - \dot{T}_G}{t_F - t_G}, \quad (\sigma \approx 0,18); \quad (7)$$

содержание хрома

$$Cr = 2,6552 - 0,00572 \cdot T_C + 0,00032 \cdot (t_F - t_D) + 0,00109 \cdot T_H -$$

$$- 0,0258 \cdot \dot{T}_A + 0,004705 \cdot \frac{\dot{T}_C - \dot{T}_D}{t_C - t_D} - 3,07313 \cdot \frac{\dot{T}_F - \dot{T}_G}{t_F - t_G}, \quad (\sigma \approx 0,0194); \quad (8)$$

содержание марганца

$$Mn = -1,1838 + 0,00186 \cdot T_H + 0,00065 \cdot (t_F - t_D) + 0,09051 \cdot \dot{T}_E + 0,95778 \cdot \frac{\dot{T}_A - \dot{T}_B}{t_A - t_B}, \quad (\sigma \approx 0,076); \quad (9)$$

содержание меди

$$Cu = 0,32656 + 0,00088(T_A - T_F) + 0,00019(t_F - t_D) + 0,01562 \cdot T_B - 0,00061 \cdot (t_E - t_A), \quad (\sigma \approx 0,04); \quad (10)$$

содержание фосфора

$$P = 0,38846 - 0,0006 \cdot T_C + 0,00012 \cdot (t_F - t_D) + 0,00034 \cdot T_H - 0,00234 \cdot \dot{T}_A + 0,10638 \cdot \frac{\dot{T}_C - \dot{T}_D}{t_C - t_D} + 1,25 \cdot \frac{\dot{T}_F - \dot{T}_G}{t_F - t_G}, \quad (\sigma \approx 0,0053); \quad (11)$$

углеродный эквивалент

$$C_E = 9,67514 - 0,00758 \cdot T_A + 0,00285 \cdot T_D, \quad (\sigma \approx 0,045); \quad (12)$$

коэффициент эвтектического насыщения

$$S_C = 2,56022 - 0,00199 \cdot T_A + 0,00063 \cdot T_D, \quad (\sigma \approx 0,012); \quad (13)$$

прочность на растяжение

$$R_M = 30,97892 + 16,33124 \cdot \frac{\dot{T}_C - \dot{T}_D}{t_C - t_D} - 0,2572 \cdot (T_A - T_F) + 0,00257 \cdot (T_A - T_F)^2 + 0,66383 \cdot \dot{T}_B, \quad (\sigma \approx 1,95), \quad (14)$$

твердость

$$H_B = 226,48464 + 0,06006 \cdot (T_A - T_F) + 12,43406 \cdot \dot{T}_B - 14,93054 \cdot \dot{T}_A, \quad (\sigma \approx 13,33), \quad (15)$$

* Эксперименты проводились в 1988–1989 гг. на Купянском литейном заводе совместно с сотрудниками НИИ Тракторосельхозмаш (г. Москва) [11].

где σ — среднее квадратическое отклонение модельных и точных значений соответствующего параметра для наблюдений контрольной выборки.

Аналогичная схема была положена в основу синтеза других ИТ обработки сигналов, в частности — медицинских ИТ для диагностики заболеваний человека по кривым биохимической люминесценции (БХЛ), по электрокардиограмме (ЭКГ) и магнитокардиограмме (МКГ).

В отличие от принятого в кардиологической практике амплитудно-временного анализа был предложен новый подход к обработке ЭКГ [13–16], основанный на ее представлении в фазовом пространстве координат. Применение этого подхода для обработки ЭКГ в 12 стандартных отведениях позволило обнаружить новые диагностические признаки для распознавания больных ревматоидным артритом с неизмененными, согласно традиционным представлениям, параметрами ЭКГ [17].

Одна из задач исследований, проводимых в рамках международного контракта № 01 КХ 96115/1 с германской фирмой *L.U.M. GmbH* (г. Берлин), была направлена на изучение взаимосвязи параметров ЭКГ (во временной области и в фазовом пространстве) с параметрами крови, отражающими активность воспалительного процесса. Для изучения этих зависимостей был привлечен комбинаторный алгоритм МГУА [3]. В качестве потенциальных регрессоров использовались 33 показателя результатов анализа венозной крови испытуемых — развернутый общий анализ, коагулограмма, печеночные пробы и ревмопробы (табл. 3).

В результате селекции построены модели, связывающие показатели ЭКГ (отклики) с указанными регрессорами, в виде линейных уравнений множественной регрессии оптимальной сложности. Так, например, установлено, что существуют надежные статистические связи относительных углов ориентации усредненной фазовой траектории ЭКГ во втором стандартном (отклик α_2) и в пятом грудном (отклик α_{V5}) отведениях с параметрами крови. Эти модели имеют следующий вид:

$$\begin{aligned} \alpha_2 = & -4,75984 \cdot LEU - 36,7901 \cdot PLN - \\ & - 2,43534 \cdot LYM + 1,3082 \cdot REC + \\ & + 0,02732 \cdot FBG - 122,317 \cdot FRM - \\ & - 3,24185 \cdot GLB - 0,75813 \cdot A1G + \\ & + 16,497 \cdot BGL + 13,836 \cdot GGL, \\ r_M \approx & 0,779, \quad n = 85; \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \alpha_{V5} = & 156,687 \cdot ERY - 13,4807 \cdot LEU + \\ & + 1,58091 \cdot REC + 23,0974 \cdot FIB - \\ & - 0,0707351 \cdot FBG - 109,307 \cdot FRM - \\ & - 610,457 \cdot ALT - 8,23831 \cdot BEL + \\ & + 0,746503 \cdot A1G + 10,7829 \cdot GGL + \\ & + 0,122102 \cdot ASL, \quad r_M \approx 0,777, \quad n = 87, \end{aligned} \quad (17)$$

где r_M — коэффициент множественной корреляции, а n — число наблюдений.

Т а б л и ц а 3. Потенциальные регрессоры

Обозначение	Наименование
<i>ERY</i>	Эритроциты, $\times 10^{12}$
<i>HGB</i>	Гемоглобин, г/л
<i>COL</i>	Цветной показатель
<i>RET</i>	Ретикулоциты, %
<i>LEU</i>	Лейкоциты, $\times 10^9$
<i>BAS</i>	Базофилы, %
<i>EOS</i>	Эозинофилы, %
<i>PLN</i>	Палочкоядерные нейтрофилы, %
<i>SGN</i>	Сегментоядерные нейтрофилы, %
<i>LYM</i>	Лимфоциты, %
<i>MON</i>	Моноциты, %
<i>SOE</i>	Скорость оседания эритроцитов, мм/г
<i>PTI</i>	Протромбиновый индекс, %
<i>REC</i>	Время рекальцификации, сек.
<i>FIB</i>	Фибрин, мг
<i>FBG</i>	Фибриноген, мг/л
<i>BNA</i>	Бета-нафтоловый тест
<i>ETH</i>	Этаноловый тест
<i>BIL</i>	Биллирубин общий, микромол/л
<i>TIM</i>	Тимоловая проба
<i>FRM</i>	Фермоловая проба
<i>ALT</i>	Аланиновая трансфераза
<i>AST</i>	Аспаргиновая трансфераза
<i>MUK</i>	Мукопротеины
<i>BEL</i>	Общий белок, г/л
<i>ALB</i>	Альбумины, %
<i>GLB</i>	Глобулины, %
<i>A1G</i>	Альфа-1 глобулин, %
<i>A2G</i>	Альфа-2 глобулин, %
<i>BGL</i>	Бета-глобулин, %
<i>GGL</i>	Гамма-глобулин, %
<i>ASL</i>	Антистрептомицин-О, МВ/мл
<i>CRP</i>	С-реактивный протеин

Заключение. Показано, что вульгаризация идеи метода самоорганизации моделей, вызванная недопониманием его основной сути, может приводить к необоснованному пессимизму в оценке практической значимости алгоритмов МГУА.

Показано, что реалистичный подход к использованию алгоритмов самоорганизации при синтезе ИТ обработки сигналов основан на двухэтапном решении задачи. Первый этап предусматривает переход от исходного пространства наблюдений к обоснованному набору потенциально полезных признаков (потенциальных регрессоров) на основе имеющейся априорной информации или разумных эвристик. На втором этапе применение алгоритмов МГУА позволяет сконструировать модели оптимальной сложности, позволяющие косвенно оценивать параметры объекта и диагностировать его функциональное состояние.

Приведены практические результаты применения такого подхода, которые еще раз подтверждают эффективность разумного использования алгоритмов самоорганизации для решения сложных прикладных задач.

1. *Ивахненко А.Г.* Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. — К.: Наук. думка, 1982. — 360 с.
2. *Ивахненко А.Г., Мюллер И.А.* Самоорганизация прогнозирующих моделей. — К.: Техника, 1984. — 350 с.
3. *Ивахненко А.Г., Степашико В.С.* Помехоустойчивое моделирование. — К.: Наук. думка, 1985. — 300 с.
4. *Ивахненко А.Г., Юрачковский Ю.П.* Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. — М.: Радио и связь, 1987. — 120 с.
5. *Файнзильберг Л.С.* Синтез информационных технологий обработки сигналов в задачах косвенного контроля и диагностики // УСиМ. — 1998. — № 2. — С. 40–47.
6. *Белкин А.В., Левин М.Ш.* Принятие решений: комбинаторные модели аппроксимации информации. — М.: Наука, 1990. — 160 с.
7. *Мурашко В.В., Струтинский А.В.* Электрокардиография. — М.: Медицина, 1991. — 288 с.
8. *Иванцов Г.П.* Теплообмен между слитком и изложницей. — М.: Metallurgizdat, 1951. — 39 с.
9. *Технология* // Советский энциклопедический словарь. — М.: Советская энциклопедия, 1988. — С. 1330.
10. *Гуляев А.П.* Металловедение. — М.: Metallургия, 1966. — 478 с.
11. *Скурихин В.И., Файнзильберг Л.С., Потапова Т.П., Шелковий Э.А.* Система компьютерной обработки термограмм // УСиМ. — 1990. — № 4. — С. 82–88.
12. *Скурихин В.И., Файнзильберг Л.С., Потапова Т.П.* Инструментальная система «СИДИГРАФ» для синтеза информационных технологий обработки сигналов // УСиМ. — 1996. — № 6. — С. 36–45.
13. *Пат. 24517* (Украина), МКИ А 61 В 5/024. Спосіб інтегральної оцінки поточного стану серцево-судинної системи людини / Л.С. Файнзильберг. — Оpubл. 30.10.98, Бюл. № 5. — 4 с.
14. *Файнзильберг Л.С.* Информационная технология для диагностики функционального состояния оператора // УСиМ. — 1998. — № 4. — С. 40–45.
15. *Fainzilberg L., Potapova T.* Computer Analysis and Recognition of Cognitive Phase Space Electro-Cardio Graphic Image // Proc. of the 6th Int. Conf. on Computer Analysis of Images and Patterns (Prague, Sept. 1995). — Prague: Springer, 1995. — P. 668–673.
16. *Fainzilberg L.S.* Heart Functional State Diagnostic Using Pattern Recognition of Phase Space ECG-Images // Proc. of the 6th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing (EUFIT'98, Aachen, Germany, September 7–10, 1998). — Nr: B–27, V. 3. — P. 1878–1882.
17. *Новый метод анализа ЭКГ больных ревматоидным артритом* / Л.С. Файнзильберг, А.Ф. Клубова, Л.А. Стаднюк и др. // Украинский ревматологический журнал. — 2001. — № 2(4). — С. 48–51.

Тел. для справок: 266-1154 (Киев)
© Л.С. Файнзильберг, 2003