УДК 681.5.09 DOI: 10.17587/mau.20.97-105

А. В. Гулай, канд. техн. наук, доц., is@bntu.by, **В. М. Зайцев,** канд. техн. наук, доц., is@bntu.by,
Белорусский национальный технический университет, г. Минск

Экспертное формирование состава функциональных параметров цифровых мехатронных систем

В процессе функционирования мехатронной системы вырабатываются результативные выходные параметры и параметры ее внутренних системных состояний. Предварительный выбор состава указанных параметров является достаточно сложной задачей вследствие объективной сложности систем, наличия явных и латентных взаимосвязей между параметрами. Эта задача усложняется в связи с необходимостью одновременного сокращения размерности и вариативности процедур контроля и управления в мехатронной системе. Решение данной проблемы может быть получено с помощью предварительных экспертных и эмпирических исследований комплексных моделей и макетных образцов проектируемых мехатронных систем. В работе изложены методологические аспекты обоснованного формирования состава контролируемых параметров, пределов их допусков и иных системных характеристик, необходимых для интеллектуального управления. Предложена рациональная последовательность проведения целенаправленных исследований по выявлению наиболее значимых результативных выходных параметров и параметров внутренних системных состояний. В соответствии с предложенным алгоритмом выполняется построение, исследование и ревизия начального информационно-параметрического портрета интеллектуальной мехатронной системы, формирование его групповой экспертной оценки и последующее "прореживание" списков составляющих его параметров. Проводится построение регрессионной модели, определяющей форму взаимосвязи между параметрами, а также корреляционной модели, позволяющей оценить степень статистической взаимосвязи между системными параметрами. В процессе анализа модели выявляются крайне слабые зависимости между параметрами, устраняется негативная коллинеарность факторных переменных.

Ключевые слова: *цифровая мехатронная система, экспертное формирование параметров, информационно-параметрический портрет, коллинеарность факторных переменных*

Введение

Функционирование большинства мехатронных систем, в том числе интеллектуальных, носит циклический характер. В каждом цикле функционирования системы в соответствии с алгоритмами и текущими значениями входных параметров (факторных переменных) обеспечиваются необходимые преобразования вещества, энергии и информации, а также вырабатываются соответствующие результативные выходные параметры и параметры внутренних системных состояний. В цифровых мехатронных системах текущие значения различных параметров формируются аналого-цифровыми, дискретно-цифровыми и импульсно-цифровыми измерительными трактами на основании сигналов соответствующих сенсоров и вычислительного оборудования. Несмотря на кажущуюся простоту выбора необходимого состава факторных и результативных параметров этот процесс в ряде случаев, особенно в многопараметрических системах, оказывается достаточно сложным и не всегда очевидным.

В отношении выбора указанных параметров системные аналитики, как правило, руководствуются принципом У. Р. Эшби, согласно которому целесообразно учитывать только "главные параметры" [1]. Однако из-за объективной сложности явных и латентных взаимосвязей между параметрами и одновременной необходимости сокращения размерности и вариативности процедур управления и контроля выбор совокупности "главных параметров" требует проведения предварительных исследований, анализа и обоснования. Применительно к конкретной мехатронной системе это позволяет сформировать требуемую доказательную платформу для выявления системной значимости переменных. Решение этой задачи может быть получено с помощью экспертных и эмпирических исследований комплексных моделей и макетных образцов проектируемых цифровых мехатронных систем.

Технология получения групповой оценки значимости функциональных параметров

Предположим, что рассматривается некоторая цифровая мехатронная система S. На начальных стадиях создания системы группа аналитиков выполняет послойное построение онтологии предметной области системы, разработку ее морфологических, процессуальных и эксплуатационных описаний, а также алгоритмов функционирования [2]. Это позволяет сформировать начальный информационно-параметрический портрет системы в виде множества входных параметров — факторных переменных $X^{(0)}[i, t]$, результативных выходных $Y^{(0)}[j, t]$ и результативных внутренних $Z^{(0)}[k, t]$ параметров, которые являются функциями времени t:

$$X^{(0)}[i, t] = \{x_i^{(0)}[t]\}, \; i = 1, 2, \dots, m^{(0)};$$
$$Y^{(0)}[j, t] = \{y_j^{(0)}[t]\}, \; j = 1, 2, \dots, n^{(0)};$$
$$Z^{(0)}[k, t] = \{z_k^{(0)}[t]\}, \; k = 1, 2, \dots, q^{(0)},$$

где i, j, k — номера отсчетов; $m^{(0)}$, $n^{(0)}$, $q^{(0)}$ — верхние пределы числа отсчетов. С учетом возможных связей множества $X^{(0)}[i, t]$, $Y^{(0)}[j, t]$, $Z^{(0)}[k, t]$ могут иметь взаимные пересечения.

Параметры, вводимые в информационный портрет, должны обладать полнотой описания системы и, по возможности, охватывать все аспекты ее разработки, наладки, эксплуатации, контроля и ремонта. В системных спецификациях начального информационно-параметрического портрета требуется определить назначение, режимы использования, количественное выражение каждого параметра и числовое значение уровня его ранжирования. Желательна общая компактность портрета и внутримножественная структурированность параметров. В дальнейшем параметры могут применяться в соответствующих системных процессах, при этом минимальный состав результативных выходных параметров обычно определяется исходными системными требованиями. Однако при этом необходимо учитывать тот факт, что для каждой физической величины, которая имеет то или иное предназначение и отображается соответствующим параметром, в системе должны быть предусмотрены аппаратно-программные средства, обеспечивающие создание условий (иногда специального характера) для проявления этой физической величины, ее измерения, транспортировки зафиксированных значений к требуемой контрольной точке и последующей регистрации.

Таким образом, очевидным представляется естественное стремление системных аналитиков на начальных стадиях проектирования практически любой системы обеспечить полноценную информационную поддержку разрабатываемых процессов управления и контроля за счет введения в информационно-параметрический портрет значительного числа различных переменных и, прежде всего, факторных и внутренних результативных параметров. Однако это входит в противоречие с принципом рациональной минимизации размерности и аппаратно-программной избыточности системы.

Начальный информационно-параметрический портрет системы в обязательном порядке должен подвергаться многошаговым исследованиям и ревизиям группами экспертов и системных аналитиков. Экспертные исследования выполняются группой специалистов в виде экспертного оценивания, результаты которого обрабатываются системными аналитиками. В указанную группу отбираются независимые эксперты, лично не заинтересованные в конкретных результатах исследований, имеющие большой опыт работы в рассматриваемых предметной и проблемной областях и не подверженные влиянию других авторитетных специалистов.

Экспертное оценивание начального информационно-параметрического портрета предполагает интуитивно-логический анализ множеств $X^{(0)}[i, t]$, $Y^{(0)}[j, t]$, $Z^{(0)}[k, t]$ и последующее присвоение каждому параметру соответствующего ранжирующего числового балла $V_{x_i}, V_{y_j}, V_{z_k}$ по индивидуальным шкалам ценностей. Конкретное значение параметра, по мнению эксперта, отвечает уровню системной значимости этого параметра в пределах рассматриваемого множества. Обычно применяется ранжирование, при котором более значимому параметру выставляется более высокий балл и выдерживаются общие условия нормирования. Таким образом, каждый эксперт группы обеспечивает начальное ранжирование параметров в множествах $X^{(0)}[i, t]$, $Y^{(0)}[j, t]$, $Z^{(0)}[k, t]$ в соответствии со следующими числовыми последовательностями:

$$\{0 \leqslant v_{x_i,\,g}^{(0)} \leqslant 1\};\ v_{x_i}^{(0)} = V_{x_i}\left[\sum_{i=1}^{m^{(0)}} V_{x_i,g}\right]^{-1};\ \sum_{i=1}^{m^{(0)}} v_{x_i,g}^{(0)} = 1;$$

$$\{0 \leqslant v_{y_j,\,g}^{(0)} \leqslant 1\};\ v_{y_j}^{(0)} = V_{y_j}\left[\sum_{j=1}^{n^{(0)}} V_{y_j,g}\right]^{-1};\ \sum_{j=1}^{n^{(0)}} v_{y_j,g}^{(0)} = 1;$$

$$\{0 \leqslant v_{z_k,\,g}^{(0)} \leqslant 1\};\ v_{z_k}^{(0)} = V_{z_k}\left[\sum_{k=1}^{q^{(0)}} V_{z_k,g}\right]^{-1};\ \sum_{k=1}^{q^{(0)}} v_{z_k,g}^{(0)} = 1,$$

где $g = 1, 2, ..., G$ — личный номер эксперта; G — число экспертов в экспертной группе. При этом отдельные параметры в границах каждого множества могут располагаться в произвольном порядке своей значимости.

Могут быть использованы различные методы экспертного оценивания, но наиболее прозрачные, достаточно объективные и легко объясняемые результаты позволяет получить групповая экспертная оценка. Групповая оценка в ряде случаев применяется как завершающий этап парных сравнений и обобщенной ранжировки. Для обеспечения достоверности экспертизы не ниже 50 % желательно выбирать $G \geqslant 4$ [3—6].

Рассмотрим возможную технологию получения групповой оценки значимости параметров на примере переранжирования факторных параметров $X^{(0)}[i,\ t]$. Предположим, что экспертным путем получены начальные оценки значимости этих параметров:

$$\left\{\{0 \leqslant v_{x_i,\,g}^{(0)} \leqslant 1\},\ \sum_{i=1}^{m^{(0)}} v_{x_i,\,g}^{(0)} = 1\right\}.$$

Формирование групповой оценки может быть проведено с помощью последовательного выполнения шагов $d = 1, 2, 3, ...$ многошагового рекуррентного процесса преобразования значений двух векторных переменных $v_{x_i}^{(d)}$, $K_g^{(d)}$ и вспомогательной переменной $\lambda^{(d)}$ при начальном значении элементов вектора $\{K_g^{(0)} = G^{-1}\}$ [5, 6]:

$$\left\{v_{x_i}^{(d)} = \sum_{g=1}^{G} v_{x_i,\,g}^{(0)} K_g^{(d-1)}\right\};$$

$$\lambda^{(d)} = \sum_{i=1}^{n^{(0)}} v_{x_i}^{(d)} \sum_{g=1}^{G} v_{x_i,\,g}^{(0)};$$

$$\left\{K_g^{(d)} = [\lambda^{(d)}]^{-1} \sum_{i=1}^{n^{(0)}} v_{x_i}^{(d)} v_{x_i,\,g}^{(0)}\right\};\ g = 1, 2, \ldots, G-1;$$

$$\left\{K_G^{(d)} = 1 - \sum_{g=1}^{G-1} K_g^{(d)}\right\}.$$

Элементы вектора $\{K_g^{(d)}\}$ целесообразно интерпретировать как коэффициенты уровней компетентности экспертов группы. На начальном шаге принимается гипотеза об их равной компетентности, при этом указанные коэффициенты нормированы и на любом шаге выполняется следующее условие:

$$\sum_{g=1}^{G} K_g^{(d)} = 1.$$

Совокупность из $m^{(0)}$ первых рекуррентных уравнений обеспечивает нахождение оценок переменных $v_{x_i}^{(d)}$ текущего шага путем усреднения оценок переменных начального шага $v_{x_i}^{(0)}$ с учетом уровней (весов) компетентности экспертов группы. Второе уравнение определяет обобщенный коэффициент нормирования $\lambda^{(d)}$ текущего шага. Совокупность из G последних уравнений позволяет уточнить уровни компетентности экспертов на текущем шаге.

На основании теоремы Перрона — Фробениуса можно показать, что многошаговый рекуррентный процесс является сходящимся [4]. Он завершается, если при заданной точности вычисления ε выполняется следующее условие:

$$\max\left\{\left|v_{x_i}^{(d)} - v_{x_i}^{(d-1)}\right|\right\};\ i = 1, 2, ..., m^{(0)} \leqslant \varepsilon.$$

Групповая оценка $\{v_{x_i}^{(d)}\}$ позволяет изменить начальное ранжирование факторных параметров в множестве $X^{(0)}[i,t] = \{x_i^{(0)}[t]\}$ и преобразовать его в множество $X[i,\ t] = \{x_i[t]\}$, которое учитывает групповую экспертную оценку и сохраняет исходную мощность $m^{(0)}$. Аналогичным образом могут быть получены групповые оценки значимости результативных параметров, проведено переранжирование их элементов и преобразование в множества $Y[j,\ t] = \{y_j[t]\}$ и $Z[k,\ t] = \{z_k[t]\}$.

Дополнительные исследования ранжированного состава параметров позволяют, в принципе, системным аналитикам выполнить "прореживание" начальных составов факторных и результативных переменных. Это достигается путем отбрасывания элементов соответствующих множеств, для которых $v_{x_i}^{(d)}, v_{y_j}^{(d)}, v_{z_k}^{(d)} \leqslant (2\ldots3)\varepsilon$, в результате чего могут быть уменьшены их фактические мощности m, n, k после "прореживания", т. е. получено $m \leqslant m^{(0)}$, $n \leqslant n^{(0)}$, $k \leqslant k^{(0)}$.

В таблице приведены результаты экспертного исследования системной значимости шести факторных переменных; для оценки параметров привлекались четыре эксперта. Результаты указывают на то, что исходная расстановка факторных переменных подлежит изменению для упорядочения последовательности в порядке убывания значимости. Если точность расчета устанавливается на уровне $\varepsilon = 0{,}0005$, то групповое оценивание может быть выполнено за три шага. Предпосылок для "прореживания" списка факторных параметров проведенные экспертные исследования не выявили.

Технология формирования групповых экспертных оценок может быть распространена на любые системные характеристики, допускающие количественные оценки, в том числе на границы интервалов допустимых значений тех или иных параметров, на линейные участки аппроксимации функций принадлежности лингвистических переменных к нечетким множествам исходных терм-множеств, на приоритеты обработки различных видов информации.

Результаты экспертного исследования факторных переменных

Номер эксперта	Факторная переменная					
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
Начальные баллы значимости факторных переменных						
1	10	8	5	7	1	3
2	10	9	4	5	2	2
3	8	10	8	7	4	4
4	9	10	6	8	3	5
Начальные нормированные баллы значимости факторных переменных						
1	0,2941	0,2353	0,1471	0,2059	0,0294	0,0872
2	0,3125	0,2813	0,1250	0,1562	0,0625	0,0625
3	0,1951	0,2439	0,1951	0,1707	0,0976	0,0976
4	0,2143	0,2381	0,1429	0,1905	0,0952	0,1190
Шаг 0 $K_1^{(0)} = K_2^{(0)} = K_3^{(0)} = K_4^{(0)} = 0,25$ $v_i^{(0)}$ для i = 1, 2, 3, 4, 5, 6 {0,2540; 0,2496; 0,1525; 0,1808; 0,0709; 0,0918} $\lambda^{(0)} = 0{,}7852$						
Шаг 1 $K_g^{(1)}$ для g = 1, 2, 3, 4 {0,2589; 0,2637; 0,2381; 0,2393} $v_i^{(1)}$ для i = 1, 2, 3, 4, 5, 6 {0,2563; 0,2501; 0,1517; 0,1807; 0,0701; 0,0910} $\lambda^{(1)} = 0{,}7877$						
Шаг 2 $K_g^{(2)}$ для g = 1, 2, 3, 4 {0,2588; 0,2637; 0,2376; 0,2399} $v_i^{(2)}$ для i = 1, 2, 3, 4, 5, 6 {0,2563; 0,2501; 0,1517; 0,1811; 0,0701; 0,0910} $\lambda^{(2)} = 0{,}7877$						
Шаг 3 Расстановка факторных переменных в порядке убывания их системной значимости: x_1 x_2 x_4 x_3 x_6 x_5						

Комплексные модели функционирования систем и их макетные образцы позволяют провести ряд крайне важных эмпирических исследований. Практика создания многопараметрических систем показывает, что это единственное направление проектных работ, позволяющее предварительно получить достаточно реальные временные ряды факторных, выходных и внутренних системных параметров, выполнить их обработку в технологическом режиме и в дальнейшем применить полученные результаты для организации интеллектуального управления и функционального контроля.

В процессе экспериментов временные ряды представляют собой выборки параметров в некоторых точках временной оси $t = \{t_1 = t_н, t_2, ..., t_u = t_к\}$ при последовательном дискретном изменении времени на интервалах наблюдения $(t_н; t_к)$ и при фактической мощности соответствующих множеств выборок после "прореживания" $m \leqslant m^{(0)}$, $n \leqslant n^{(0)}$, $k \leqslant k^{(0)}$. При этом необходимо, чтобы число u точек изменения моментов времени $t_1, t_2, ..., t_u$, число факторных переменных m и результативных переменных n, q удовлетворяло соотношению $u \geqslant 2\max\{m, n, q\}$.

Методология эмпирических исследований требует полноты и валидности временных рядов, которые по смысловому составу должны отвечать целям и задачам проводимых исследований и допускать распространение результатов на соответствующие системные процессы.

Алгоритм анализа влияния факторных параметров на результативные переменные

Рассмотрим технологию исследования уровней влияния факторных параметров $X[i, t] = \{x_i[t]\}$ на результативные переменные $\{y_j[t]\}$ и $\{z_k[t]\}$. С этой целью для последовательности значений параметров, измеренных в точках $t = \{t_1 = t_н, t_2, ..., t_u = t_к\}$, необходимо построить регрессионную модель системы в виде совокупности следующих уравнений регрессии:

$$Y^* = \{\Phi_j(x_1, x_2, ..., x_n)\};\ Z^* = \{\Psi_k(x_1, x_2, ..., x_n)\},$$

а также в виде набора матриц парной корреляции, в том числе:

- n матриц-строк

$$\{R_{Y_j, X_s} = [1, r_{Y_j, X_1}, r_{Y_j, X_2}, \dots, r_{Y_j, X_s}, \dots, r_{Y_j, X_n}]\}$$

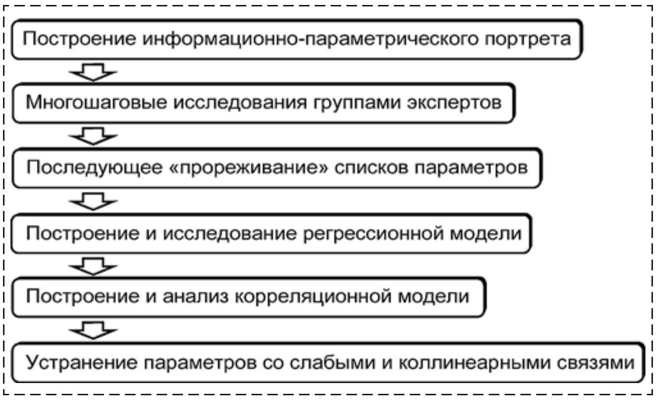
  корреляции выходных результативных и факторных переменных;
- q матриц-строк

$$\{R_{Z_k, X_s} = [1, r_{Z_k, X_1}, r_{Z_k, X_2}, \dots, r_{Z_k, X_s}, \dots, r_{Z_k, X_n}]\}$$

корреляции внутренних результативных и факторных переменных;
- симметричной квадратной матрицы парной корреляции факторных переменных $R_{X_i, X_s} = \|r_{X_i, X_s}\|$. Здесь $s = 1, 2, ..., n$.

Построения регрессионной и корреляционной моделей преследуют различные цели. Регрессионные модели определяют форму взаимосвязи между результативными и факторными параметрами, т. е. вид функций Φ_j, Ψ_k. Корреляционные модели позволяют оценить степень статистической взаимосвязи между всеми системными параметрами. Для любых результативных переменных $\{y_j[t]\}$ и $\{z_k[t]\}$ схемы построения указанных моделей и последующего их анализа полностью идентичны.

Построение указанных моделей, а также учет рассмотренных выше шагов создания и исследования информационно-параметрического портрета системы позволяют выстроить рациональную последовательность выбора ее параметров (см. рисунок). Наряду с многошаговым исследованием и ревизией информационно-параметрического портрета группами экспертов и системных аналитиков выполняется "прореживание" начальных составов факторных и результативных переменных системы. Логическим завершением этой последовательности операций является устранение возможной негативной коллинеарности факторных переменных, которые имеют латентные связи и обусловливают согласованные воздействия на результирующие параметры.



Алгоритм предварительных экспертных исследований комплексных моделей мехатронных систем

Algorithm of preliminary expert studies of complex models of mechatronic systems

В многопараметрических системах, особенно в мехатронных системах с развитыми структурами, наблюдается наличие большого числа узлов и процессов функционального преобразования различных видов энергии, которым свойственны латентные, трудно формализуемые или вообще не формализуемые связи между параметрами. Выявление таких связей может быть достигнуто в ходе предварительных эмпирических исследований комплексных моделей и макетных образцов систем. Наиболее часто при исследовании многофакторных систем применяют самые "прозрачные" для системного анализа линейные уравнения регрессии. Использование уравнений второго порядка и, тем более, уравнений высших порядков или трансцендентных зависимостей резко усложняет исследования, затрудняет интерпретацию результатов и практически не приводит к сколько-нибудь существенному повышению качества анализа.

Выберем некоторую результативную переменную $y_j[t]$. При линейной аппроксимации зависимость $\{y_j[t] = \Phi_j(x_1, x_2, ..., x_n\}$ для $t = \{t_1 = t_н, t_2, ..., t_u = t_к\}$ приобретает следующий вид:

$$\{y_j[t] \approx y_j^*[t] =$$
$$= \alpha_{j0} + \alpha_{j1}x_1[t] + \alpha_{j2}x_2[t] + ... + \alpha_{jm}x_m[t]\}.$$

Коэффициенты α_{j0}, α_{j1}, α_{j2}, ..., α_{jm} называют коэффициентами "чистой" регрессии. Они определяются с использованием оценок E_{y_j} по критерию минимизации квадратов отклонений расчетных (сглаживающих) значений $y_j^*[t]$ результативных параметров от соответствующих наблюдаемых значений $y_j[t]$ в точках $t = t_1, t_2, ..., t_u$ [3]:

$$E_{y_j} = \sum_{t=t_1, t_2, \dots, t_u} \{y_j[t] - y_j^*[t]\}^2 \to \min, x_0[t] = 1.$$

Для минимизации функционала находятся корни системы линейных алгебраических уравнений:

$$\left\{ \sum_{t=t_1, t_2, \dots, t_u} \{y_j[t] - y_j^*[t]\} = 0 \right\}.$$

Уравнения вытекают из общих правил минимизации многопараметрических функционалов

$$\left\{\partial E_{Y_j}/\partial\alpha_{ji}=\left[-2\sum_{t=t_1,t_2,\ldots,t_u}x_i[t]\right]\times\right.$$
$$\left.\times\sum_{t=t_1,t_2,\ldots,t_u}\{y_j[t]-y_j^*[t]\}=0\right\}$$

после обнуления частных производных, взятых по коэффициентам регрессии α_{j0}, α_{j1}, α_{j2}, ..., $\alpha_{j(i-1)}$, α_{ji}, $\alpha_{j(i+1)}$, ..., α_{jm}. Система включает $m + 1$ уравнений с $m + 1$ неизвестными и позволяет получить однозначное решение в виде искомых коэффициентов.

Аналогично строятся уравнения регрессии для всех других результативных переменных. Общее число уравнений $m + q$ определяется суммарным числом результативных выходных и внутренних параметров системы.

Качество полученной модели характеризуется определенными статистическими свойствами и точностью, т.е. степенью близости к фактическим данным. Модель считается приемлемой со статистической точки зрения, если она признается адекватной и достаточно точной. Оценка качества проводится путем исследования гипотез о значимости модели в целом и каждого ее параметра, оценки доверительных интервалов и, в общем случае, анализа остатков. Однако при использовании метода наименьших квадратов последняя проверка теоретически является излишней.

Коэффициенты регрессии в какой-то мере отражают влияние того или иного факторного параметра на результативную переменную. Но прямое ("наивное") применение этих коэффициентов для оценки степени влияния соответствующих факторов нецелесообразно, а в ряде случаев просто недопустимо. Проблема заключается в различной размерности и диспергированности факторов, что уравнение регрессии никак не отражает. Однако замечательным свойством уравнения регрессии является то, что оно позволяет, хотя и приближенно, оценивать изменения результативных параметров при изменении факторных переменных, включая экстраполяцию значений параметров "вперед" и "назад".

Для оценки доли влияния факторной переменной x_i на результативную переменную y_j или z_k необходимо применять дельта-коэффициенты влияния $\Delta_{Y_jX_i}$ и $\Delta_{Z_kX_i}$. Это сложные коэффициенты, обеспечивающие построение рядов ранжирования факторных параметров на тот или иной результативный параметр:

$$\Delta_{Y_jX_i}=\alpha_{ji}\sigma_{X_i}r_{Y_jX_i}\sigma_{Y_j}^{-1}T_{Y_j}^{-2};$$
$$\Delta_{Z_kX_i}=\alpha_{ki}\sigma_{X_i}r_{Z_kX_i}\sigma_{Z_k}^{-1}T_{Z_k}^{-2},$$

где α_{ji}, α_{ki} — коэффициенты регрессии для факторного параметра x_i; σ_{X_i} — среднее квадратическое отклонение факторного параметра x_i; $r_{Y_jX_i}, r_{Z_kX_i}$ — коэффициенты парной корреляции факторной переменной x_i и результативных переменных y_j, z_k соответственно; $\sigma_{Y_j}, \sigma_{Z_k}$ — средние квадратические отклонения переменных y_j, z_k соответственно; $T_{Y_j}^2, T_{Z_k}^2$ — коэффициенты детерминации переменных y_j, z_k соответственно. Дельта-коэффициент показывает долю влияния каждого факторного параметра на результирующую переменную. Расчеты выполняются на основе значений экспериментально полученных временных рядов по известным правилам статистической обработки эмпирических данных [3]:

$$\sigma_{X_i}=\left\{\left[\sum_{h=1}^{u}(x_i[t_h]-M_{X_i})^2\right](u-1)^{-1}\right\}^{-0,5};$$
$$M_{X_i}=\left(\sum_{h=1}^{u}x_i[t_h]\right)u^{-1};$$
$$\sigma_{Y_j}=\left\{\left[\sum_{h=1}^{u}(y_j[t_h]-M_{Y_j})^2\right](u-1)^{-1}\right\}^{-0,5};$$
$$M_{Y_j}=\left(\sum_{h=1}^{u}y_j[t_h]\right)u^{-1};$$
$$T_{Y_j}^2=1-\left\{\sum_{h=1}^{u}\{y_j[t_h]-y_j^*[t_h]\}^2\right\}\left\{\sum_{h=1}^{u}\{y_j[t_h]-M_{Y_j}\}^2\right\}^{-1};$$
$$\sigma_{Z_k}=\left\{\left[\sum_{h=1}^{u}(z_k[t_h]-M_{Z_k})^2\right](u-1)^{-1}\right\}^{-0,5};$$
$$M_{Z_k}=\left(\sum_{h=1}^{u}z_k[t_h]\right)u^{-1};$$
$$T_{Z_k}^2=1-\left\{\sum_{h=1}^{u}\{z_k[t_h]-z_k^*[t_h]\}^2\right\}\left\{\sum_{h=1}^{u}\{z_k[t_h]-M_{Z_k}\}^2\right\}^{-1}.$$

Если в результате расчетов значения некоторых коэффициентов $\Delta_{Y_jX_i}$ ($\Delta_{Z_kX_i}$) выходят из диапазона (0, 1], то это указывает на необходимость вывода факторного параметра x_i из числа факторов, влияющих на соответствующую результативную переменную или на наличие ошибок в проведении вычислений.

Элементы каждой из n матриц-строк корреляции выходных результативных и факторных переменных $\{R_{Y_j, X_s}\}$ вычисляются в соответствии с известными соотношениями [2]:

$$r_{Y_j, X_s} = (D_{Y_j} D_{X_s})^{-0,5}(u-1)^{-1}\times$$
$$\times\sum_{h=1}^{u}(y_j[t_h] - M_{Y_j})(x_s[t_h] - M_{X_s})$$

для $s = 1, 2, ..., m$.

Математические ожидания и дисперсии параметров определяются на основании следующих исходных временных рядов:

$$M_{X_s} = u^{-1}\sum_{h=1}^{u} x_s[t_h];\ D_{X_s} = u^{-1}\sum_{h=1}^{u}(x_s[t_h] - M_{X_s})^2$$

для $s = 1, 2, ..., m$;

$$M_{Y_j} = u^{-1}\sum_{h=1}^{u} y_j[t_h];\ D_{Y_j} = u^{-1}\sum_{h=1}^{u}(y_j[t_h] - M_{Y_j})^2$$

для $j = 1, 2, ..., n$.

Для элементов каждой из k матриц-строк корреляции внутренних результативных и факторных переменных $\{R_{Z_k, X_s}\}$ дополнительно применяются следующие соотношения:

$$r_{Z_k, X_s} = (D_{Z_k} D_{X_s})^{-0,5}(u-1)^{-1}\times$$
$$\times\sum_{h=1}^{u}(z_k[t_h] - M_{Z_k})(x_s[t_h] - M_{X_s})$$

для $s = 1, 2, ..., m$; $k = 1, 2, ..., q$;

$$M_{Z_k} = u^{-1}\sum_{h=1}^{u} z_k[t_h];\ D_{Z_k} = u^{-1}\sum_{h=1}^{u}(z_k[t_h] - M_{Z_k})^2$$

для $k = 1, 2, ..., q$.

Симметричная квадратная матрица парной корреляции факторных переменных $R_{X_i, X_s} = \left\| r_{X_i, X_s} \right\|$, $i = 1, 2, ..., m$; $s = 1, 2, ..., m$, сводится к треугольной форме:

$$\begin{bmatrix} 1 & r_{X_1, X_2} & r_{X_1, X_3} & r_{X_1, X_4} & \cdots & r_{X_1, X_{(m-1)}} & r_{X_1, X_m} \\ & 1 & r_{X_2, X_3} & r_{X_2, X_4} & \cdots & r_{X_2, X_{(m-1)}} & r_{X_2, X_m} \\ & & 1 & r_{X_3, X_4} & \cdots & r_{X_3, X_{(m-1)}} & r_{X_3, X_m} \\ & & & & & & \cdots \\ & & & & & 1 & r_{X_{(m-1)}, X_m} \\ & & & & & & 1 \end{bmatrix}.$$

Здесь r_{X_i, X_s} — коэффициенты взаимной парной корреляции факторных параметров:

$$r_{X_i, X_s} = (D_{X_i} D_{X_s})^{-0,5}(u-1)^{-1}\times$$
$$\times\sum_{h=1}^{u}(x_i[t_h] - M_{X_i})(x_s[t_h] - M_{X_s})$$

для $i, s = 1, 2,..., m$, $i \neq q$.

Обычно используют общепринятую шкалу значений коэффициентов взаимной парной корреляции, которая позволяет оценить уровень корреляционной зависимости (связи) между некоторыми параметрами. Так, при значении коэффициента корреляции менее 0,15 зависимость считается крайне слабой, вплоть до ее полного отсутствия при нулевом значении коэффициента; от 0,15 до 0,3 — слабая зависимость; от 0,3 до 0,5 — умеренная зависимость; от 0,5 до 0,7 — средняя зависимость; выше 0,7 — сильная зависимость вплоть до проявления функциональной связи при значении коэффициента корреляции, равном единице [3].

Анализ значений элементов каждой из матриц-строк корреляции выходных или внутренних результативных и факторных параметров $\{R_{Y_j, X_s}\}$, $\{R_{Z_k, X_s}\}$ позволяет выявить крайне слабые зависимости, если таковые имеются. Входные параметры, соответствующие этим связям, в принципе, могут быть изъяты из списков факторных переменных рассматриваемых результативных выходных или внутренних параметров. При этом обеспечивается обоснованное "прореживание" входных переменных. С определенным риском потери обоснованности удалению могут подвергаться факторные переменные, соответствующие слабым и даже умеренным корреляционным зависимостям. Однако в этих случаях обязательно дополнительное применение дельта-коэффициента для оценки доли влияния удаляемого факторного параметра на результирующий выходной или внутренний параметр. Следует учитывать то, что факторная переменная, изъятая из входного списка одного из результативных параметров, может сохраняться в списках других результативных параметров.

Между факторными переменными $X[i, t]$ может проявляться корреляционная зависимость. Если в матрице парной корреляции факторных переменных $R_{X_i, X_s} = \left\| r_{X_i, X_s} \right\|$ имеются элементы, значения которых оказываются достаточно высокими, т. е. $r_{X_i, X_s} \geqslant 0,7$, то говорят о частичной коллинеарности переменных x_i и x_s [5, 6]. Если отдельные элементы матрицы достаточно близки к 1, т. е. $1 - \varepsilon \leqslant r_{X_i, X_s} \leqslant 1$ (за исключением элементов главной диагонали), то имеет место полная коллинеарность соответствующих переменных.

Причины коллинеарности кроются в наличии одной из следующих явных или латентных ситуаций:

- несколько факторных параметров, по сути, характеризуют одну и ту же сторону или аспект системы;
- несколько факторных переменных в любой момент времени дают одно и то же значение их суммы;
- некоторые факторные переменные при детальном рассмотрении оказываются составными частями других факторных переменных.

Рассматриваемое явление приводит к тому, что коллинеарные факторные переменные оказываются связанными "третьей" силой и формируют заведомо согласованные воздействия на результирующие переменные. Проявление коллинеарности крайне нежелательно, поскольку оно увеличивает диспергированность результативных переменных, приводит к возрастанию ошибок регрессионного анализа и к затруднению оценки фактического влияния на результаты каждой факторной переменной. Объективным указателем на наличие коллинеарности факторных переменных является близость к нулю определителя матрицы парной корреляции R_{X_i, X_s} [5, 6].

В списке факторных переменных необходимо сохранять только те из них, которые объективно отражают различные стороны или аспекты системы и не провоцируют появления причин коллинеарности. Однако общего подхода к устранению этого негативного явления нет. Обычно применяют многошаговое "прореживание" факторных переменных путем их последовательного исключения из списка (или последовательного включения в список) с контролем возможных проявлений сильных корреляционных зависимостей. Практически эффективен и другой подход, при котором выявляется коллинеарность факторных параметров по матрице парных корреляций и проводится последующее "прореживание" с сохранением фактора, который имеет наименьшие корреляционные связи с другими факторными переменными.

Заключение

В процессе функционирования мехатронных систем в соответствии с текущими значениями факторных переменных обеспечиваются необходимые преобразования вещества, энергии и информации. При этом осуществляется выработка соответствующих результативных выходных параметров системы и параметров внутренних системных состояний. Предварительный выбор состава указанных параметров является достаточно сложной задачей вследствие объективной сложности систем, наличия явных и латентных взаимосвязей между параметрами. Эта задача усложняется в связи с необходимостью одновременного сокращения размерности и вариативности процедур контроля и управления в мехатронной системе. Решение данной проблемы может быть получено с помощью предварительных экспертных и эмпирических исследований комплексных моделей и макетных образцов проектируемых мехатронных систем. Указанные действия применительно к конкретной системе позволяют сформировать требуемую доказательную платформу выявления системной значимости переменных и провести их последующее "прореживание".

В работе изложены методологические аспекты обоснованного формирования состава контролируемых параметров, пределов их допусков и иных системных характеристик, необходимых для интеллектуального управления. Они являются основой выбора доступных системным аналитикам и инженерам-системотехникам методов создания полной информационно-параметрической базы функционирования цифровых мехатронных систем. Предложена рациональная последовательность проведения целенаправленных исследований по выявлению наиболее значимых результативных выходных параметров и параметров внутренних системных состояний. Алгоритм предварительных экспертных и эмпирических исследований комплексных моделей и макетных образцов проектируемых мехатронных систем включает ряд следующих шагов:

- построение начального информационно-параметрического портрета интеллектуальной мехатронной системы;
- многошаговое исследование и ревизия информационно-параметрического портрета группами экспертов и системных аналитиков;

- формирование групповой экспертной оценки информационно-параметрического портрета и последующее "прореживание" каждого из списков параметров путем изъятия наименее значимых, по мнениям экспертов, элементов указанного портрета;
- построение "прозрачной" регрессионной модели, определяющей форму взаимосвязи между результативными и факторными параметрами, с коэффициентами "чистой" регрессии и оценка степени статистической взаимосвязи между всеми системными параметрами;
- построение корреляционной модели, позволяющей оценить степень статистической взаимосвязи между всеми системными параметрами; выявление крайне слабых зависимостей, если таковые имеются, и изъятие из информационно-параметрического портрета факторных переменных, соответствующих этим связям;
- выявление и устранение возможной крайне негативной коллинеарности факторных переменных, которые оказываются связанными латентной "третьей" силой и обусловливают заведомо согласованные воздействия на результирующие параметры.

Список литературы

1. **Эшби У. Р.** Введение в кибернетику. М.: Иностранная литература, 1959.
2. **Гулай А. В., Зайцев В. М.** Концептуальные схемы предметных областей в технологии построения интеллектуальных систем // Электроника-инфо. 2016. № 10. С. 56—61.
3. **Вентцель Е. С.** Теория вероятностей. М.: Наука, 1969.
4. **Гантмахер Ф. Р.** Теория матриц. М.: Наука, 1966.
5. **Доугерти К.** Введение в эконометрику. М.: ИНФА—М, 1999.
6. **Кремер Н. Ш., Пупко Б. А.** Эконометрика. М.: Юнита—Дана, 2005.

Expert Formation of Functional Parameters Composition in Digital Mechatronic Systems

A. V. Gulay, is@bntu.by, **V. M. Zaitsev,** is@bntu.by
Belorussian National Technical University, 220065, Minsk, Republic of Belarus

Corresponding author: **Gulay A. V.,** Ph.D., Associate Professor, Chief of Department, Belorussian National Technical University, Minsk, 220065, Republic of Belarus

Accepted on October 10, 2018

In the process of the mechatronic system functioning respective effective output parameters and parameters of its internal system state are generated. Preliminary selection of composition of the indicated parameters is a rather complicated task due to objective complexity of systems, availability of evident and latent interrelations between parameters. This task is complicated due to the necessity of simultaneous reduction of dimension and variation of control procedures and management in the mechatronic system. Solution of this problem may be attained with the aid of preliminary expert and empirical studies of complex models and mock-up specimens of designed mechatronic systems. In this regard, this work contains presentation of methodological aspects of adequately supported formation of composition of controlled parameters, their tolerance limits and other system features required for intellectual management. Rational sequence is described for performance of focused researches in order to reveal most important effective output parameters and parameters of internal system states. In accordance with the proposed algorithm the initial information and parameter picture of the intelligent mechatronic system is formed, studied and revised, its group expert evaluation and subsequent "thinning-out" of lists of its constituent parameters. A regression model is developed, which determines the form of interrelation between the parameters, as well as of the correlation model, which allows assessment of the volume of statistical interrelation between the system parameters. In the process of model analysis extremely weak dependences are detected between parameters, negative collinearity of factor variables is eliminated.

Keywords: *digital mechatronic system; expert formation of parameters; informational and parameter depiction; collinearity of factor variables.*

For citation:

Gulay A. V., Zaitsev V. M. Expert Formation of Functional Parameters Composition in Digital Mechatronic Systems, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie,* 2019, vol. 20, no. 2, pp. 97—105.

DOI: 10.17587/mau.20.97-105

References

1. **E`shbi U. R.** *Vvedenie v kibernetiku* (Introduction in Cybernetics), Moscow, *Inostrannaya literatura*, 1959 (in Russian).
2. **Gulaj A. V., Zajcev V. M.** *Konceptual`ny`e sxemy` predmetny`x oblastej v texnologii postroeniya intellektual`ny`x sistem* (Conceptual schemas of subject areas in the technology of building intelligent systems), *E`lektronika-info,* 2016, no. 10, pp. 56—61 (in Russian).
3. **Ventcel` E. S.** *Teorija verojatnostej* (Theory of Probabilities), Moscow, Nauka, 1969 (in Russian).
4. **Gantmaxer F. R.** *Teoriya matric* (The Array Theory), Moscow, Nauka, 1966 (in Russian).
5. **Dougerti K.** *Vvedenie v e`konometriku* (Introduction in Econometrics), Moscow, Infa—M, 1999 (in Russian).
6. **Kremer N. Sh., Pupko B. A.** *E`konometrika* (The Econometrics), Moscow, Yunita-Dana, 2005 (in Russian).