

продукции, не приходится. Для этого должна быть решена критическая масса проблем, накопившаяся за годы реформ в сфере науки и образования, устранен ряд юридических и экономических рисков, изменена в определенной мере и ментальность представителей бизнеса, которая не позволяют развиваться национальному инновационному предпринимательству в соответствии с темпами экономического роста республики, ее стратегическими целями и задачами и имеющимся научно-техническим потенциалом.

ЛИТЕРАТУРА

1. Громеко В.И. США: научно-технический потенциал. М.: Мысль, 1977.
2. Гурков И.Б. Инновационное развитие и конкурентоспособность: Очерки развития российских предприятий. М.: ТЕИС, 2003.
3. Кенжалиев А.Д. Развитие инновационных процессов в Казахстане: проблемы и перспективы // Менеджмент в России и за рубежом. 2003. № 3.
4. Кохова С.В., Сухарев А.Г. Индия: курс на мировое лидерство в области информационных технологий. Государственная политика Индии в области разработки программного обеспечения и ее плоды. М.: МГУ, 2001. 87 с.
5. Москвин В.А. Стратегическая конкурентоспособность России на фоне мировой экономики. // Внешнеэкономический бюллетень. 2004. № 11. С. 3-11.
6. О состоянии и перспективах развития науки и технологий в Республике Казахстан: Отчет Национального центра научно-технической информации Республики Казахстан и Национальной академии наук США о проведенной государственной научно-технической экспертизе отечественного научно-технического потенциала и приоритетных направлений развития науки (аудит науки). Алматы, 2006.
7. Опыт коммерциализации результатов исследований в институтах РАН: Обзор. М., 2004.
8. Санто Б. Инновация как средство экономического развития. М.: Прогресс, 1990.
9. Указ Президента Республики Казахстан от 17 мая 2003 года N 1096 «О Стратегии индустриально-инновационного развития Республики Казахстан на 2003-2015 годы» // САПП Республики Казахстан. 2003. № 23-24. С. 217.
10. Шумпетер Й. Теория экономического развития: исследование предпринимательской прибыли, капитала, кредита, процента и цикла конъюнктуры / Пер. с нем. М.: Прогресс, 1982.

Резюме

Қазақстан Республикасындағы инновациялық кәсіпкерліктің қалыптасу және даму мәселелері, сондай-ақ қолдау инфрақұрылымы қарастырылған.

УДК 330.32 (574.52)

Таразский институт МКТУ
им. Х. А. Яссави;

ТарГУ им. М. Х. Дулати

Поступила 19.10.06г.

У. УМБЕТОВ, С. М. ШПАКОВА, ХУ ВЕН-ЦЕН

ИДЕНТИФИКАЦИЯ КРУПНОМАСШТАБНЫХ ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МГУА

Одной из важнейших задач при создании автоматизированных систем управления крупными производственными объектами является построение адекватных математических моделей. В большинстве случаев от того, насколько успешно решена данная задача, зависит успех в создании системы управления в целом.

Получение математической модели для какого-либо промышленного объекта само по себе представляет сложную проблему, а для крупномасштабных объектов она часто близка к неразрешимой, в особенности, когда модели строятся на основе аппроксимации экспериментальных данных, что достаточно распространено в практике исследований.

Крупные производственные комплексы имеют ряд существенных особенностей, обусловленных большим числом подлежащих учету параметров, многообразием между ними функциональных связей, многоэлементной структурой и иерархической системой управления. К числу основных особенностей можно отнести следующие:

1. Сложный и заранее не известный вид зависимостей между переменными, в связи с чем возникает необходимость в выборе структуры уравнений модели. Данное обстоятельство, в первую очередь, отличает рассматриваемую проблему от традиционных задач аппроксимации экспериментальных данных.

2. Малое число экспериментальных данных, что объясняется чрезвычайной сложностью их получения. К примеру, для получения одной экспериментальной точки (вектора значений контролируемых параметров) при решении задачи распределения оборудования для крупного промышленного предприятия или производственного объединения требуется время порядка одного месяца.

3. Наличие высокого уровня помех, обусловленных как ошибками при фиксации и передаче информации, так и в некоторых случаях преднамеренным ее искажением в низовых структурах системы управления производством.

Указанные особенности существенно затрудняют применение традиционных методов идентификации. При этом подобные методы, как правило, не позволяют определить структуру модели, а применение частично решающих эту задачу методов пошаговой регрессии [1] связано с большими вычислительными трудностями. Кроме того, задача нахождения коэффициентов модели часто является неустойчивой, а получаемая в процессе решения система нормальных уравнений плохо обусловленной. Все это приводит к необходимости разработки новых методов аппроксимации, эффективных для многомерных объектов при малых выборках экспериментальных данных. В качестве основы для таких методов может быть использован метод группового учета аргументов (МГУА) [2,3].

Рассмотрим базовые положения МГУА. Пусть исследуется многомерный объект управления со сложной структурой связи между переменными и наличием внутренних источников случайных помех с неизвестными статистическими характеристиками. Вектор входных переменных обозначим через $u = \{u_1, u_2, \dots, u_j, \dots, u_m\}$, а вектор выходных переменных – через x .

Пусть также задана таблица экспериментальных данных $\{x_k^3, u_{kj}^3\}$, $k = 1, 2, \dots, K_j$, $j = 1, 2, \dots, m$.

Требуется определить структуру и коэффициенты полинома вида

$$X = f(u) = a_0 + \sum_{j=1}^m a_j u_j + \sum_{j=1}^m a_{jj} u_j^2 + \sum_{j,\alpha=1}^{c_m^2} a_{j\alpha} u_j u_\alpha + \sum_{j=1}^m a_{jjj} u_j^3 + \sum_{j,\alpha,\beta=1}^{c_m^3} a_{j\alpha\beta} u_j u_\alpha u_\beta + \dots, \quad (1)$$

описывающего свойства системы, задаваемой совокупностью экспериментальных данных $\{x_k^3, u_{kj}^3\}$.

В этом выражении C_m^n – число сочетаний из m по n при $n = 2, 3, \dots, m$, $a \in E^N$ – вектор коэффициентов, который требуется найти. В случае, если порядок полинома n по всем претензиям равен m , то выражение (1) называют полным полиномом Колмогорова–Габор. Под структурой модели в данном случае понимается число переменных $\{u_j\}$ и количество членов в выражении (1).

Понятно, что для решения сформулированной задачи должна быть задана некоторая мера близости $\Phi(a)$ значений x , полученных из аппроксимирующего выражения (1), и реальных экспериментальных данных $\{x_k^3\}$, по которым будет оцениваться качество построенной модели. Чаще всего в качестве такой меры используют среднюю квадратичную погрешность.

$$\Phi(a) = \sum_{k=1}^K v_k (x^3 - f(u^3, a))^2, \quad (2)$$

где v_k , $k = 1, 2, \dots, K$ – некоторые заданные весовые коэффициенты, принимающие значения в диапазоне $0 \leq v_k \leq 1$, $k = 1, \dots, K$.

Решением поставленной задачи будем считать вектор $a^* \in E^N$, при котором функция $\Phi(a, v)$ достигла бы наименьшего значения, т.е.

$$\Phi(a^*, v) = \inf_{a \in E^N} \Phi(a, v) \quad (3)$$

при заданных значениях весовых коэффициентов v_k , $k = 1, 2, \dots, K$.

Суть метода заключается в следующем. Вся совокупность экспериментальных данных $\{x_k^3, u_{kj}^3\}$ множества M по некоторому правилу разбивается на два подмножества: $M_0 \subset M$ – обучающая последовательность и $M_n \subset M$ – проверочная последовательность таких, что

$$M_0 \cup M_n = M; M_0 \cap M_n = O. \quad (4)$$

Обозначим множество индексов k для $\{x_k^3, u_{kj}^3\} \in M_0$ через J_1 , а для $\{x_k^3, u_{kj}^3\} \in M_n$ через J_2 и соответствующие им числа экспериментальных данных в каждой из последовательностей через K_1 и K_2 .

Последующий расчет реализуется в форме алгоритма. На первом этапе на основе множества входных переменных $\{u_j\}$, $j = 1, 2, \dots, m$ формируются пары переменных (u_i, u_j) , $i, j = 1, 2, \dots, m$, общим числом C_m^2 . Затем из этих пар образуются так называемые частные полиномы как функции двух переменных, в общем случае имеющие вид

$$y_{ij} = a_{0ij} + a_{1i} u_i + a_{1j} u_j + a_{ij} u_i u_j + a_{ii} u_i^2 + a_{jj} u_j^2. \quad (5)$$

Можно использовать и другие более простые формы выражения (5), например, когда $a_{ii} = a_{jj} = 0$ или $a_{ij} = 0$ и т.д.

Коэффициенты частных полиномов определяют, используя процедуру метода наименьших квадратов, на основе экспериментальных данных, принадлежащих обучающей последовательности, т.е. $\{x_k^3, u_k^3\} \in M_0$.

На следующей стадии реализации МГУА проводится отбор лучших частных полиномов путем вычисления средней квадратической ошибки δ_{ij}^n аппроксимации экспериментальных данных $\{x_k^3, u_k^3\} \in M_n$ полинома y_{ij} , которая равна

$$\delta_{ij}^n = \left(\frac{1}{K_2} \sum_{K \in J_2} [x_k^3 - y_{ij}(u_{ki}^3, u_{kj}^3)]^2 \right)^{1/2}. \quad (6)$$

В результате этого отбора из C_m^2 частных полиномов получают m_1 полиномов $y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_{m_1}$, $m_1 \leq m$, для которых ошибка δ^n имеет наименьшее значение и определяют один наилучший вариант аппроксимации с ошибкой δ_I^{n*} :

$$\delta_I^{n*} = \inf_{i,j} \delta_{ij}^n \quad i, j = 1, 2, \dots, m. \quad (7)$$

На этом заканчивается первый уровень процедуры аппроксимации экспериментальных данных по методу группового учета аргументов.

На следующем этапе работы алгоритма отобранные полиномы $y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_{m_1}$ выступают в качестве аргументов для построения частных полиномов второго уровня Z_{ij} , $i, j = 1, 2, \dots, m_1$, вид которых аналогичен (5)

$$Z_{ij} = b_{0ij} + b_{1i} y_i + b_{1j} y_j + b_{ij} y_i y_j + b_{ii} y_i^2 + b_{jj} y_j^2. \quad (8)$$

Затем списанная процедура повторяется, в результате чего получают m_2 лучших частных полиномов второго ряда $Z_1, \dots, Z_j, \dots, Z_{m_2}$, $m_2 \leq m_1$ и наименьшее значение δ_{II}^{n*} , найденное из соотношения (2-56). Далее $Z_1, \dots, Z_j, \dots, Z_{m_2}$ принимают в качестве аргументов третьего ряда, находят δ_{III}^{n*} и т.д. Условием останова многоуровневой процедуры МГУА служит получение наименьшего значения δ_{μ}^{n*} $\mu = 1, 2, \dots$ на некотором ряде работы алгоритма, т.е. алгоритм заканчивает работу на μ^* -м этапе, для которого выполняется соотношение

$$\delta_{\mu^*}^{n*} = \inf_{\mu} \delta_{\mu}^{n*}. \quad (9)$$

Далее на основе частного полинома, имеющего наименьшую ошибку на проверочной последовательности, осуществляют процедуру восстановления полного полинома (1) путем последовательной подстановки u в y , y в z и т.д.

Как показывает практика расчетов, использование МГУА дает ряд преимуществ при идентификации сложных систем. При применении этого метода общая задача нахождения вектора коэффициентов $a^* \in E^N$ аппроксимирующего выражения (1) по существу сводится к многократному решению простых задач определения коэффициентов частных полиномов (5), размерность которых значительно меньше (максимальная размерность равна 6) размерности исходной задачи. За счет этого происходит существенное уменьшение ресурсных затрат на решение поставленной задачи, что особенно важно при идентификации объектов управления в сложных системах. Кроме того, в процессе решения осуществляется поиск структуры модели, обеспечивающей минимальную ошибку δ^{n*} на проверочной последовательности, которая непосредственно не используется при определении коэффициентов частных полиномов. Другим важным достоинством рассматриваемого метода является существенное снижение, по сравнению с другими методами, числа необходимых для построения модели экспериментальных данных за счет многократного использования информации при различных комбинациях входных переменных задачи.

Проведенные исследования также показали, что МГУА, который может быть отнесен к классу эвристических методов, не лишен определенных проблем в применении. В частности, он позволяет найти достаточно хорошие решения, но не гарантируют получение наилучшего решения. По этой причине весьма затруднительны аналитическое обоснование метода и оценка точности коэффициентов a^* для получаемого аппроксимирующего выражения (1), что, безусловно, снижает теоретическую ценность метода. Наряду с этим при практическом применении МГУА приходится сталкиваться с решением ряда вопросов по выбору параметров алгоритма, для решения которых авторы метода [4] не дают никаких определенных рекомендаций. В частности, это касается правила разбиения множества исходных

данных M на подмножества M_0 и M_n , выбора структуры частных полиномов, правила отбора частных полиномов, оценки точности полученного аппроксимирующего полинома, способов устранения неустойчивости алгоритма.

Вместе с тем это не снижает общей научной ценности МГУА как эффективного инструмента идентификации сложных объектов моделирования и управления, так как решение указанных проблем в каждом отдельном случае может осуществляться с использованием средств и механизмов, учитывающих конкретику особенностей исследуемого объекта.

ЛИТЕРАТУРА

1. Артамонов А.Г., Володин В.М., Авдеев В.Г. Математическое моделирование и оптимизация плазмохимических процессов. М.: Химия, 1989. 223 с.
2. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. К.: Техника, 1975. 312 с.
3. Васильев В.И. Взаимозаменяемость метода группового учета аргументов (МГУА) и метода предельных упрощений (МПУ) // Искусственный интеллект. 2001. № 1. С. 29-42.

4. Schwefel H.P. Numerical Optimization of Computer Models. John Wiley&Sons, 1981.

Резюме

Тәжірибе нәтижесін аппроксимациялай отырып күрделі және үлкен өлшемді өндірістік объектілерге математикалық үрдістерді қолдану қарастырылған. Бұл мақсатта дәлелдемелерді есепке алу әдісін қолдану жетістікке жеткізеді. Қолданылып отырған әдістің негізгі қағидалары дәлелденген және ол берілгендердің аз болған уақытындағы сәйкестігі үшін өте қолайлы екендігі дәлелденеді.

Summary

The questions of construction of mathematic models of manufactured objects, differing by high compounding and dimensions on the basis of approximation of experimental data is considered in this article. The usage method of group calculation arguments (MGCA) is offered. The main principles and reasons of methods is led. It is demonstrated that it can be used by the way of evidence of effective instrument of identification of compounding objects in limited excerpts from data.

Южно-Казахстанский государственный университет им. М. Ауезова Поступила 6.12.06г.

Ж. КАДИНА

ҚАЗАҚ ЖӘНЕ ГРЕК МЕНТАЛИТЕТІНІҢ ЕРЕКШЕЛІКТЕРІ

Әр халықтың менталитеті өзінің табиғи-жағрафиялық ортасымен ерекшеленеді. Қоршаған ортаны біркелкі түрде халықтар қабылдай алмайды. Қоршаған ортаның этностар табиғатына қарай күнделікті тұрмыста орындайтын іс-әрекеттің бағытына орай ерекшеліктік түрде қалыптасады. Мысалы, қазақ менталитеті еуропалықтар шеңберіне сыймайды. Қазақ жері қандай кең болса, оның менталитеті де мол, рухани жағынан өте бай. Менталитет ең бастапқы түрде тұрған жағрафиялық ортаға, материалдық негізге, әлеуметтік-саяси жағдайларға байланысты. Д. Кішібековтің айтуынша, қазақ менталитетінің өзіндік ерекшеліктері бар. «Ол ерекшеліктер, біріншіден, қазақтар ұдайы мал бағып, сонын соңында көшіп-қонып жүрді. Ол үшін көбінесе кең дала, жазық жайлаулардың, тіпті шөлді жерлердің қажеттілігі бар еді. Екіншіден, көшпелі халықтың қажет өмір сүру тәсілі, әдет-ғұрпының сол көшпелі тұрмысқа бейімделуі, көшпелі мал өсіруші елдің тұрмысы, тұрған үйі, киген киімі, ішкен тамағы,

бәрі сол жағдайға сәйкестірілген. Үшіншіден, көшпелілердің бір жерге шоғырланбай, мал бағу жағдайына сәйкес ауыл-ауыл болып бірінен бірі алшақ тұруы [1, 6].

Байқап отырсақ, қазақ менталитетінің қалыптасуына, оның кең шөл даласы, көшпенділік тұрмыс-салты, мал бағу іс-әрекеті үлкен әсер еткен. Ал, гректердің менталитеті мүлдем басқа жағрафиялық ортада қалыптасқан: теңіз жағасы, отырықшылық жағдайда бидай, жеміс-жидек, көкөністі өсіруімен шұғылдану – бәрі де гректердің ерекше мінез-құлқын, өмір сүру тәртібін өздерінің тұратын ортаға сай, негізгі іс-әрекеттеріне, отырықшылықтық өміріне орай сәйкестірілген менталитеттің қалыптасуына әсер еткен. Ең бастапқы ықпал еткен – күнделікті тұрмыстық іс-әрекет. Егерде қазақтардың негізгі өмір сүру тәсілі – мал бағу болса, гректер жерді өңдеу шаруашылығымен шұғылданған. Сонымен қоса, оларда мал (қой) бағып, теңізбен байланысты-теңіздік іс-әрекетпен айналысқан – балық-