

Выводы

Представленный адаптивный алгоритм позволяет решать задачи управления структурой для целого этапа функционирования управляемого объекта (пуск или останов, выход в заданную навигационную точку с заданными навигационными параметрами и т.д.) оптимальным образом в условиях априорно не заданной ситуации. Его применение предполагает использование многопроцессорных систем, которые позволяют эффективным образом реализовать моделирующие возможности СП.

Алгоритм оптимизации структуры требует разработки сложного программного обеспечения, целесообразность применения которого связана с высоким уровнем сложности объекта управления.

Литература: 1. Казаков И.Е., Артемьев В.М. Оптимизация динамических систем случайной структуры. М: Наука, 1980. 384с. 2. Морозов Л.В. Нелинейное адаптивное терминальное управление наведением малоразмерного планирующего космического аппарата // Космические исследования. 1996. 34, №2. С.197-206. 3. Левский М.В. Оптимальное управление пространственным разворотом космического аппарата // Космические исследования. 1995. 33, №5. С.498-502. 4. Кумков С.И., Пацко В.С., Пятко С.Г., Решетов В.М., Федотов А.А. Информационные множества в задачах наблюдения за движением самолета в горизонтальной плоскости // Изв. Академии наук. Теория и системы управления. 2003. №4. С.51-61. 5. Сиро-

тин А.Н. Об условиях разрешимости класса задач управления скалярными дискретными системами с аддитивными случайными возмущениями // Изв. Академии наук. Теория и системы управления. 2003. №3. С.17-29. 6. Зельяк Я.И., Лычак М.М., Шевченко В.Н. Моделирование и идентификация объектов управления с применением INTERVAL-SET ANALYSIS MATLAB TOOLBOX // Проблемы управления и информатики. 2003. №2. С.42-57. 7. Кравец В.Г., Любинский В.Е. Основы управления космическими полетами. М.: Машиностроение, 1983. 224с. 8. Качур С.А. Модель стохастических систем и их соединений на основе сетей Петри // Проблемы управления и информатики. 2002. №1. С.93-98. 9. Справочник по прикладной статистике. В 2-х т. Т.2: Пер. с англ./Под ред. Ллойда Э., Ледермана У., Айвазяна С.А., Тюрина Ю.Н. М.: Финансы и статистика, 1990. 523с. 10. Качур С.А. Структурная и параметрическая идентификация стохастических систем и их соединений на основе сетей Петри // Проблемы управления и информатики. 2003. №3. С.56-62.

Поступила в редколлегию 18.10.2005

Рецензент: д-р физ.-мат. наук Тимченко И.Е.

Качур Светлана Александровна, канд. техн. наук, доцент кафедры менеджмента и экономико-математических методов Севастопольского национального технического университета. Научные интересы: сети Петри, модели, моделирование, управление сложными техническими системами, управление экономическими системами. Адрес: Украина, 99029, Севастополь, пр. Острякова, 74, кв. 9, тел. (0692) 57-09-92.

УДК519.81

ПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ АДДИТИВНО- МУЛЬТИПЛИКАТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ МНОГОФАКТОРНОГО ОЦЕНИВАНИЯ

БЕСКОРОВАЙНЫЙ В.В., ТРОФИМЕНКО И.В.

Рассматривается применение подхода компараторной идентификации для решения задачи синтеза моделей многофакторного оценивания. Предлагается метод решения задачи параметрической идентификации для аддитивно-мультипликативных моделей, позволяющий свести ее к задачам линейного или нелинейного математического программирования.

1. Введение и актуальность исследования

Важнейшей задачей формализации процесса выбора решений в многофакторных ситуациях считается определение метрики для ранжирования альтернатив. В качестве методологической основы для построения метрики традиционно используется теория полезности [1-2], в соответствии с которой для каждой из альтернатив x из допустимого множества X может быть определено значение ее полезности (ценности) $P(x)$. При этом считается, что для всех $x, y \in X$: из $x \approx y$ следует $P(x) = P(y)$; из $x \succ y$ следует $P(x) > P(y)$; из $x \geq y$ следует $P(x) \geq P(y)$.

Определение метрики для ранжирования альтернатив представляет, по сути, решение задачи идентификации функции общей полезности (ФОП) $P(x)$. В общем случае в процессе идентификации $P(x)$ требуется решение вопросов, связанных с выбором критериев подобия модели, входных сигналов, структуры и параметров модели, оценки ее точности и адекватности. При выбранной структуре модели задача сводится к определению наилучших значений ее параметров.

В качестве критериев идентификации (подобия моделей) в зависимости от условий задачи используются: минимум суммарной (средней, максимальной, суммарной квадратичной) абсолютной, относительной погрешности оценки общей полезности $P(x)$, максимум силы предпочтений, средней точки, максимум функции правильности выбора или минимум погрешности восстановления порядка альтернатив [3].

Модели многокритериального оценивания и выбора строятся на основе аддитивных, мультипликативных или смешанных ФОП. На практике чаще всего используются аддитивные ФОП, представляемые в виде

$$P(x) = \sum_{i=1}^m \lambda_i \xi_i(x), \quad (1)$$

где $P(x)$ – полезность альтернативы x ; m – количество частных критериев; λ_i – коэффициент важности критерия k_i , выбираемый с учетом условий $\sum_i \lambda_i = 1$,

$\lambda_i \geq 0$; $i = \overline{1, m}$; $\xi_i(x) = \xi_i(k_i(x))$ – функция полезности (ФП) критерия k_i .

Главным недостатком моделей вида (1) считается то, что они не отражают объективно роль частных критериев и допускают практически неограниченную компенсацию одних критериев другими [2, 4].

Мультипликативные модели представляются в виде [4, 5]

$$P(x) = \prod_{i=1}^m [\xi_i(x)]^{\lambda_i} \quad (2)$$

и в практике принятия решений используются гораздо реже, чем аддитивные. Достоинством мультипликативных моделей $P(x)$ вида (2) считается то, что они не требуют нормирования частных критериев, недостатком – то, что они компенсируют недостаточную величину одного критерия избыточной величиной другого [4].

Для повышения точности моделей многофакторного оценивания создаются различные комбинации аддитивных и мультипликативных схем. В частности, как развитие моделей вида (1) предложены мультипликативно-аддитивные функции [6] и модифицированный полином Колмогорова-Габора, объединяющий аддитивные и мультипликативные члены в виде произведения пар ФП частных критериев [7]:

$$P(x) = \sum_{i=1}^m a_i \cdot k'_i(x) + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} \cdot k'_i(x) \cdot k'_j(x), \quad (3)$$

где a_i, a_{ij} – соответственно коэффициенты важности критерия k_i и произведений критериев $k_i \cdot k_j$; k'_i, k'_j – нормализованные значения частных критериев k_i, k_j .

Если определен вектор $\lambda = [\lambda_i]$ и известен вид функций полезности $\xi_i(x)$, $i = \overline{1, m}$, то задача выбора для моделей вида (1) – (3) может быть сведена к задаче

оптимизации вида $x^0 = \arg \max_{x \in X} P(x)$. В общем случае

и вектор весовых коэффициентов λ , и ФП частных критериев $\xi_i(x)$, $i = \overline{1, m}$ требуют своего определения. Традиционно определение вектора весовых коэффициентов λ осуществляется экспертным путем методами ранжирования, приписывания баллов, последовательных предпочтений, парных сравнений [2, 4]. Недостатками перечисленных методов считаются сложность и относительно невысокая точность оценок.

В качестве альтернативы экспертному оцениванию параметров в настоящее время все чаще используется технология компараторной идентификации [2, 5]. Суть ее заключается в следующем. В ходе активного или пассивного эксперимента ЛПР устанавливает на парах альтернатив из допустимого множества $x, y \in X$ отношения $x \bullet y$, где $\bullet \in \{ \approx, \succ, \geq \}$. Считая заданны-

ми вид ФОП $P(x)$ и функции полезности частных критериев $\xi_i(x)$, $i = \overline{1, m}$, а также то, что предпочтения ЛПР выражаются вектором весовых коэффициентов

$\lambda = [\lambda_i]_{i=1}^m$, например, удовлетворяющим условиям

$\sum \lambda_i = 1, \lambda_i \geq 0; \forall i = \overline{1, m}$, может быть составлена

система уравнений и неравенств вида $P(x) * P(y)$, где

$* \in \{ =, >, \geq \}$. Таким образом, задача параметрической идентификации ФОП сводится к определению вектора

$\lambda = [\lambda_i]_{i=1}^m$, удовлетворяющего сформированной системе уравнений и неравенств. При этом сформированная система уравнений и неравенств может быть несовместной или иметь бесчисленное множество решений.

Для аддитивных моделей вида (1) разработаны математические модели и методы компараторного точечного оценивания параметров по различным критериям [3], методы идентификации интервальных групповых предпочтений на основе множества индивидуальных точечных и интервальных оценок [8]. Для мультипликативных моделей вида (2) в рамках компараторного подхода предложен метод, позволяющий свести задачи параметрической идентификации к задачам линейного или нелинейного математического программирования [5]. Для структурно-параметрической идентификации моделей смешанного вида (3) использован метод группового учета аргументов (МГУА) на основе генетических алгоритмов [7]. К недостаткам предложенного метода следует отнести сравнительно высокую временную сложность и невысокую точность получаемых результатов. Одной из причин этого является использование генетических алгоритмов для решения задачи параметрической идентификации. Они относятся к числу “медленно” работающих и не гарантируют получение точного решения. Вместе с тем, для корректных задач параметрической идентификации моделей вида (3) в постановке [7] может быть гарантировано получение точного решения.

Обзор литературы по проблеме исследования показывает, что в подавляющем числе работ рассматриваются задачи параметрического или структурно-параметрического синтеза в одном из классов аддитивных, мультипликативных или смешанных ФОП с использованием одного из методов идентификации [1-9]. Актуальными остаются вопросы синтеза моделей новых видов, совершенствования технологии, моделей и методов структурно-параметрической идентификации.

Объектом исследования являются процессы многофакторного оценивания альтернатив в системах поддержки принятия решений.

Предмет исследования составляют процедуры компараторной параметрической идентификации аддитивно-мультипликативных моделей многофакторного оценивания альтернатив.

Целью данного исследования является разработка эффективного метода параметрической идентификации аддитивно-мультипликативных моделей многофакторного оценивания и выбора решений вида (3), построенных на основе полинома Колмогорова-Габора.

2. Метод решения задачи

Суть предлагаемого метода состоит в следующем. Выберем в качестве критериев идентификации минимум погрешности восстановления порядка предпочтительности альтернатив и минимум суммы квадратов погрешности оценок полезности альтернатив.

Для повышения точности модели, исходя из размерности задачи и имеющихся вычислительных ресурсов, можно увеличить количество слагаемых модели на основе полинома Колмогорова-Габора путем включения произведений большего количества частных критериев. Используем ФОП, включающую взвешенные суммы ФП частных критериев, произведений их пар, троек и т.д.:

$$P(x) = \sum_{i=1}^m a_i \cdot k'_i(x) + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} \cdot k'_i(x) \cdot k'_j(x) + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m a_{ijk} \cdot k'_i(x) \cdot k'_j(x) \cdot k'_k(x) + \dots, \quad (4)$$

где a_i, a_{ij}, a_{ijk} – коэффициенты важности частного критерия k_i , произведений критериев $k_i \cdot k_j$ и $k_i \cdot k_j \cdot k_k$; k'_i, k'_j, k'_k – нормализованные значения частных критериев k_i, k_j, k_k .

Общее количество слагаемых в ФОП такого вида равно $N = C_{m+n}^n - 1$, где m – количество частных критериев; n – степень полинома. Для упрощения модели введем следующие обозначения:

$$k'_1(x) \cdot k'_1(x) = \xi_{m+1}(x), \quad a_{1,1} = \lambda_{m+1},$$

$$k'_1(x) \cdot k'_2(x) = \xi_{m+2}(x), \quad a_{1,2} = \lambda_{m+2} \text{ и т.д.}$$

С учетом введенных обозначений модель (3) может быть представлена в аддитивной форме:

$$P(x) = \sum_{i=1}^N \lambda_i \xi_i(x), \quad (5)$$

где $N = C_{m+n}^n - 1$ – количество слагаемых в ФОП, построенной на основе полинома Колмогорова-Габора n -й степени; m – количество частных критериев.

Решение задачи параметрической идентификации будем осуществлять с использованием компараторного подхода [2, 5]. В рамках этого подхода оценку компонент вектора предпочтений λ будем производить на основе информации о фактах выборов ЛПР, среди альтернатив $x, y \in X$, где X – множество эффективных альтернатив. Для формирования множества эффективных альтернатив X может быть использован метод из [9]. Требование принадлежности множеству

компромиссов $x, y \in X$ вызвано тем, что использование доминируемых вариантов из области согласия $z \prec x, z \in X^S$ для формирования бинарных отношений строгого $R_S(X)$ и нестрогого $R_N(X)$ предпочтений не несет полезной информации. Это является следствием того, что отношения строгого и нестрогого предпочтений для доминируемых вариантов выполняются при любых значениях весовых коэффициентов $\lambda_i, i = \overline{1, m}$.

ЛПР воспринимает в процессе выбора пару альтернатив $x, y \in X$, которые формируют в его сознании некоторые субъективные оценки полезности $\tilde{P}(x)$ и $\tilde{P}(y)$, значения которых не могут быть измерены. На основании этих оценок оно формирует бинарные отношения (дает заключение об эквивалентности или предпочтительности решений): эквивалентности $R_E(X) = \{(x, y) : x, y \in X, x \sim y\}$, строгого $R_S(X) = \{(x, y) : x, y \in X, x \succ y\}$ или нестрогого предпочтения $R_N(X) = \{(x, y) : x, y \in X, x \geq y\}$. При этом наиболее информативным является отношение эквивалентности.

Для отношения эквивалентности $R_E(X)$ в ситуации использования модели (5) из условия $P(x) = P(y)$, $(x, y) \in R_E(X)$ получим систему, включающую n_E уравнений:

$$\eta_j(\lambda) \equiv \sum_{i=1}^N \lambda_i \xi_i(x) = \sum_{i=1}^N \lambda_i \xi_i(y), \quad (x, y) \in R_E(X), \quad j = \overline{1, n_E}, \quad (6)$$

а также уравнение для нормировки вектора:

$$\eta_{n_E+1}(\lambda) \equiv \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1, \quad \lambda_i \geq 0, \quad i = \overline{1, N},$$

где $n_E = \text{Card } R_E(X)$ – мощность отношения эквивалентности $R_E(X)$.

Для отношений строгого $R_S(X)$ и нестрогого $R_N(X)$ предпочтений получим системы нелинейных неравенств и нормирующих условий:

$$\eta_j(\lambda) \equiv \sum_{i=1}^N \lambda_i \xi_i(x) > \sum_{i=1}^N \lambda_i \xi_i(y), \quad (x, y) \in R_S(X), \quad j = \overline{1, n_S}, \quad (7)$$

$$\eta_{n_S+1}(\lambda) \equiv \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1, \quad \lambda_i \geq 0, \quad i = \overline{1, N};$$

$$\eta_j(\lambda) \equiv \sum_{i=1}^N \lambda_i \xi_i(x) \geq \sum_{i=1}^N \lambda_i \xi_i(y), \quad (x, y) \in R_N(X), \quad j = \overline{1, n_N}, \quad (8)$$

$$\eta_{n_N+1}(\lambda) \equiv \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1, \quad \lambda_i \geq 0, \quad i = \overline{1, N},$$

где $n_S = \text{Card } R_S(X)$, $n_N = \text{Card } R_N(X)$ – мощности отношений $R_S(X)$ и $R_N(X)$.

Полученные системы уравнений и неравенств (6)-(8) являются однородными и задают множества плоскостей, проходящих через начало координат. Вторые их части в виде нормирующих условий $\sum \lambda_i = 1$, $\lambda_i \geq 0$ определяют секущие. Таким образом, выполняется условие Хаара, а системы (6)-(8) в общем случае являются несовместными. Одним из путей решения подобных систем является поиск так называемой чебышевской точки [2]. Он позволяет свести исходные задачи к задачам линейного программирования [5].

Введя дополнительную переменную λ_{N+1} в систему (6) для полученного отношения эквивалентности $R_E(X)$, можно сформировать систему ограничений $|\eta_j(\lambda)| \leq \lambda_{N+1}$, $j = \overline{1, n_E}$ в виде

$$\begin{aligned} -\eta_j(\lambda) + \lambda_{N+1} &\geq 0, \\ \eta_j(\lambda) + \lambda_{N+1} &\geq 0, \quad j = \overline{1, n_E}, \end{aligned} \quad (9)$$

$$\eta_{n_E+1}(\lambda) \equiv \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1, \quad \lambda_i \geq 0, \quad i = \overline{1, N}.$$

Минимизация $\lambda_{m+1} \rightarrow \min$ в условиях ограничений (9) является задачей линейного программирования и позволяет получить чебышевскую точку системы (6). Геометрически чебышевская точка λ^0 в этом случае имеет наименьшее по модулю отклонение $|r|$ от всей системы плоскостей уравнений (6):

$$|r| = \min_{\lambda} \max_j |\eta_j(\lambda)| = \max_j |\eta_j(\lambda^0)|. \quad (10)$$

Введем дополнительную переменную λ_{m+1} в ограничения (7) для отношения $R_S(X)$ и потребуем, чтобы выполнялись условия $\eta_j(\lambda) \leq \lambda_{m+1}$, $j = \overline{1, n_S}$. Тогда отыскание чебышевской точки системы (6) сводится к задаче линейного программирования $\lambda_{m+1} \rightarrow \min$ в условиях ограничений

$$\begin{aligned} -\eta_j(\lambda) + \lambda_{m+1} &\geq 0, \quad j = \overline{1, n_S}, \\ \eta_{n_S+1}(\lambda) &\equiv \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1, \quad \lambda_i \geq 0, \quad i = \overline{1, N}. \end{aligned} \quad (11)$$

Если система (11) совместна, то $r = \min_{\lambda} \max_j \eta_j(\lambda) \leq 0$, и полученное решение λ^0 будет максимально устойчивым к возможным смещениям плоскостей ограничений. Если же система (7) несовместна, то $r > 0$, и получаем чебышевское приближение, представляющее собой значение минимального отклонения для решения рассматриваемой системы. В этом случае для системы предпочтений, описываемой бинарным отношением $R_S(X)$, не существует ни одного вектора весовых коэффициентов частных критериев λ , удовлетворяющего (7).

Подобным образом к задаче линейного программирования сводится поиск чебышевского решения (приближения) системы линейных неравенств и ограничений для отношения нестрогого предпочтения $R_N(X)$ (8).

Недостатком решений в виде чебышевской точки считается их ориентация исключительно на экстремальные ограничения и минимизацию максимального отклонения полученной точки от плоскостей ограничений $\eta_j(\lambda)$. В качестве альтернативы решениям в виде чебышевской точки используют обобщенные решения систем (6)-(8), учитывающие удаления (или отклонения) от всего множества ограничений [5]. Для отношения эквивалентности $R_E(X)$ в качестве решения системы (6) может быть использован вектор

$$\lambda^0 = \arg \min_{\lambda} \|A\lambda - b\|, \quad (12)$$

где $\|A\lambda - b\|$ – норма вектора невязки; $A = [a_{ij}]$ – матрица коэффициентов для системы (6), элементы которой $a_{ji} = [\xi_i(y) - \xi_i(x)]$, $j = \overline{1, n_E}$, $i = \overline{1, m}$; j – номер пары (x, y) в отношении $R_E(X)$; $a_{n_E+1, i} = 1$, $i = \overline{1, m}$; $b = [0, 0, \dots, 1]^T$.

3. Сравнительная оценка метода

Предложенный метод показал свою работоспособность и достаточно высокую эффективность при решении ряда тестовых задач. Ниже приведены результаты решения тестовой задачи из [7]. В качестве объекта идентификации используется частный случай модели ФОР (3) для оценки альтернатив по четырем частным критериям:

$$\begin{aligned} P(x) = \sum_{i=1}^4 a_i \cdot k'_i(x) + a_5 \cdot k_1'^2(x) + a_6 \cdot k_2'^2(x) + \\ + a_7 \cdot k_3'(x) \cdot k_4'(x) \end{aligned} \quad (13)$$

с весовыми коэффициентами $a = [0.33; 0.12; 0.15; 0.08; 0.1; 0.15; 0.07]$. Характеристики альтернатив $x_k \in X$, $k = \overline{1, 12}$ приведены в таблице.

x_i	$k'_1(x)$	$k'_2(x)$	$k'_3(x)$	$k'_4(x)$	$P(x)$
x_1	0.87	0.11	0.55	0.12	0,4745
x_2	0.42	0.37	1.0	0.0	0,3712
x_3	0.11	0.66	0.34	0.82	0,3182
x_4	0.74	0.24	0.19	0.52	0,4134
x_5	0.0	1.00	0.64	0.25	0,3972
x_6	1.0	0.0	0.44	0.36	0,5359
x_7	0.40	0.80	0.59	0.05	0,4346
x_8	0.49	0.46	0.0	1.0	0,3527
x_9	0.64	0.42	0.32	0.78	0,4569
x_{10}	0.92	0.08	0.38	0.25	0,4825
x_{11}	0.18	0.60	0.64	0.85	0,3907
x_{12}	0.25	0.55	1.00	0.18	0,3771

Значения ФОР $P(x)$ определяют следующий порядок на множестве альтернатив $x_k \in X$, $k = \overline{1, 12}$:

$$x_6 \succ x_{10} \succ x_1 \succ x_9 \succ x_7 \succ x_4 \succ x_5 \succ x_{11} \succ x_{12} \succ x_2 \succ x_8 \succ x_3. \quad (14)$$

Введем обозначения: $k'_i(x) = \xi_i(x)$, $i = \overline{1, 4}$, $k'_1(x) \cdot k'_1(x) = \xi_5(x)$, $a_5 = \lambda_5$; $k'_1(x) \cdot k'_2(x) = \xi_6(x)$, $a_6 = \lambda_6$; $k'_3(x) \cdot k'_4(x) = \xi_7(x)$, $a_7 = \lambda_7$. С учетом введенных обозначений модель (13) может быть пред-

ставлена в аддитивной форме $P(x) = \sum_{i=1}^7 \lambda_i \xi_i(x)$.

Рассмотрим ряд задач, которые могут быть сформулированы на основе имеющихся данных: задача 1 – определить вид и параметры модели (3) на основе факта выбора ЛПР варианта x_6 , т.е. удовлетворяющей условию $P(x_6) > P(x_k)$, $\forall k = \overline{1, 12}$, $k \neq 6$; задача 2 – определить вид и параметры модели (3), формирующей порядок (14); задача 3 – определить вид и параметры модели (3), удовлетворяющей условиям $P(x_k) = P(x)$, $\forall k = \overline{1, 12}$ по данным таблицы; задача 4 – определить наилучшие значения параметров модели (13), удовлетворяющей условию $P(x_6) > P(x_k)$, $\forall k = \overline{1, 12}$, $k \neq 6$; задача 5 – определить наилучшие значения параметров модели (13), формирующей порядок (13); задача 6 – определить наилучшие значения параметров модели (13), удовлетворяющей условиям $P(x_k) = P(x)$, $\forall k = \overline{1, 12}$ по данным таблицы.

Задачи 1, 2, 4, 5 имеют бесконечные множества решений. Для поиска решений систем уравнений и неравенств (6) – (8) осуществлялась минимизация векторов невязок (12) методом Левенберга-Маквардта.

В качестве решения задачи 1, в частности, может рассматриваться найденный с помощью предложенного метода вектор весовых коэффициентов $\lambda = [0; 0.2088; 0; 0.1650; 0.0301; 0; 0; 0; 0.5961; 0; 0; 0; 0]$, который при подстановке в модель ФОР (3) обеспечивает выполнение заданных условий $P(x_6) > P(x_k)$, $\forall k = \overline{1, 12}$, $k \neq 6$. При решении задачи 4 выполнение этого условия обеспечивает найденный с помощью предложенного метода вектор $\lambda = [0.2419; 0.1505; 0.1860; 0.0801; 0.1151; 0.1177; 0.1088]$.

Одним из найденных решений задачи 2 является вектор $\lambda = [0.1062; 0.1729; 0.1003; 0.0807; 0.2835; 0.0612; 0; 0.045; 0.0308; 0; 0; 0.0671; 0.0524; 0]$, позволяющий сформировать порядок альтернатив (14), соответствующий данным таблицы. При этом без минимизации среднее значение погрешности оценки ФОР альтернатив составило $\Delta P = 0,0405$, что на 63,2% меньше, чем при использовании МГУА на основе генетических алгоритмов.

При решении задачи 5 формирование порядка (14) обеспечивает найденный с помощью предложенного метода вектор $\lambda = [0.2508; 0.3111; 0.0807; 0.0092; 0.2095; 0; 0.1388]$. Без минимизации среднее значение погрешности оценки ФОР альтернатив в этой задаче составило $\Delta P = 0,0139$, что на 87,3% меньше, чем при использовании МГУА на основе генетических алгоритмов.

Для выбора “наилучших” из множеств допустимых решений требуется регуляризация задач 1, 2, 4, 5.

При решении задач 3 и 6 с помощью предложенного метода были определены векторы весовых коэффициентов $\lambda = [\lambda_i]$, полностью совпадающие с эталонным, обеспечивающие полное совпадение значений ФОР альтернатив с эталонными значениями и, таким образом, полное совпадение порядков с порядком, определяемым условиями задач (14).

4. Результаты и выводы

Выполненное исследование позволило получить новые результаты, имеющие *научное и практическое значение*. В частности, получил дальнейшее развитие подход компараторной идентификации векторов предпочтений в части его применения для аддитивно-мультипликативных моделей многофакторного оценивания и выбора решений, построенных на основе полинома Колмогорова-Габора. Предложена схема преобразования аддитивно-мультипликативных моделей к классической аддитивной форме, для которой разработаны эффективные методы параметрической идентификации. Рассмотрены реализации метода для систем ограничений, соответствующих бинарным отношениям эквивалентности, строгого и нестрогого предпочтений. Это позволяет охватить все практически интересные ситуации, возникающие при выборе решений.

Предложенный метод применим в задачах с различной степенью определения предпочтительности альтернатив, когда: на множестве альтернатив X сформировано частичное бинарное отношение $\tilde{R}(X)$, определяемое на основе выбора ЛПР единственного варианта; отношение $R(\tilde{X})$ определено на некотором подмножестве альтернатив $\tilde{X} \subset X$; частичное бинарное отношение $\tilde{R}(\tilde{X})$ определено на некотором подмножестве альтернатив $\tilde{X} \subset X$. При этом точность получаемых оценок в рассмотренных ситуациях будет несколько ниже, чем в случае формирования отношений максимальной мощности.

Полученные результаты могут быть использованы в системах проектирования, управления, искусственного интеллекта. Их применение позволит сократить время принятия или выбора решений, повысить их качество. Направлением дальнейших исследований может быть разработка математических моделей и эффективных методов для решения задач структурно-параметрической идентификации в классе аддитив-

ных, мультипликативных и комбинированных моделей многофакторного оценивания и выбора решений.

Литература: 1. Фишберн П. Теория полезности // Исследование операций: В 2 т. Т.1: Методологические основы и математические методы / Под ред. Дж. Моудера, С.Эл-маграби: Пер. с англ. М.: Мир, 1981. С. 448 – 480. 2. Овезгельдыев А.О., Петров Э.Г., Петров К.Э. Синтез и идентификация моделей многофакторного оценивания и оптимизации. К.: Наук. думка, 2002. 164 с. 3. Петров Э.Г., Шило Н.С. Методика оценки адекватности моделей точечной идентификации индивидуальных предпочтений ЛПР // Радиоэлектроника и информатика. 2003. №2. С.97-103. 4. Анфилатов В.С., Емельянов А.А., Кукушкин А.А. Системный анализ в управлении. М.: Финансы и статистика, 2003. 368 с. 5. Бескоровайный В.В., Трофименко И.В. Параметрическая идентификация мультипликативных моделей для многофакторного выбора решений // Збірник наукових праць Харківського університету повітряних сил. Х.: ХУПС, 2005. Вип. 5(5). С. 74-78. 6. Петров К.Э. Мультипликативно-аддитивная функция оценки полезности // Радиоэлектроника и информатика. 2000. №4. С. 35–36. 7. Петров Э.Г., Булавин Д.А., Петров К.Э. Решение задачи структурно-параметрической идентификации модели индивидуального многофакторного оцени-

вания методом группового учета аргументов // АСУ и приборы автоматики. 2004. Вып. 129. С. 4–13. 8. Петров Э.Г., Батий Л.В. Модель выбора многокритериального решения при интервальном задании весовых коэффициентов // Вестник Херсонского государственного технического университета. 2002. № 1 (14). С. 28–31. 9. Бескоровайный В.В. Формирование множества эффективных вариантов при решении задач структурного синтеза территориально распределенных объектов // Радиоэлектроника и информатика. 2003. №. 4. С. 113–116.

Поступила в редколлегию 15.11.2005

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Авраменко В.П.

Бескоровайный Владимир Валентинович, д-р техн. наук, профессор кафедры системотехники ХНУРЭ. Научные интересы: теория принятия решений, структурный синтез и оптимизация территориально рассредоточенных объектов. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, к. 277, тел. 702-10-06, E-mail: beskorovainyi@kture.kharkov.ua.

Трофименко Инна Владимировна, младший научный сотрудник кафедры системотехники ХНУРЭ. Научные интересы: теория принятия решений. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 702-10-06. E-mail: besinka2000@yahoo.com.

УДК 519.7:007.2

НЕЧЕТКАЯ САМООРГАНИЗУЮЩАЯСЯ КАРТА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ДИАГНОСТИКИ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

КОРОЛЬКОВА Е.Е.

Рассматривается нечеткая искусственная нейронная сеть, архитектура которой основана на самоорганизующейся карте Кохонена, а в качестве функции принадлежности используется полиномиальная конструкция, и предлагается алгоритм обучения такой сети, обеспечивающий высокое быстродействие и качество обработки информации.

1. Введение

В задачах диагностики состояния сложных нелинейных динамических объектов, функционирующих в условиях априорной и текущей неопределенности и подверженных действию различного вида возмущений, зачастую требуется применение нетрадиционных методов решения, поскольку стандартные подходы, так или иначе связанные с использованием статических или динамических моделей процесса, в ряде случаев не могут быть реализованы из-за невозможности получения точной модели объекта, характеризующегося структурной и параметрической неопределенностью и существенной нелинейностью.

Перспективным направлением для решения данной задачи представляется использование нейросетевых технологий в сочетании с аппаратом теории нечетких множеств, что позволяет разработать систему, объе-

диняющую в себе способность нейронной сети к обучению (самообучению) и способность нечетких систем обрабатывать качественную информацию – нейро-фаззи сеть.

Нечеткая самоорганизующаяся нейронная сеть, полученная путем замены стандартных нейронов, вычисляющих взвешенную сумму компонентов входного вектора нечеткими правилами вида if-then, позволяет обрабатывать как числовые данные, так и качественную информацию об объекте, получать нечеткие знания из числовых данных и таким образом обеспечивать тесное взаимодействие между системой диагностирования и человеком-оператором, что является одним из достоинств систем подобного класса.

2. Постановка задачи

За основу при разработке нечеткой нейронной сети может быть взята самоорганизующаяся карта Т.Кохонена (SOM) [1]. SOM имеет простую архитектуру и кроме нулевого рецепторного слоя содержит единственный слой нейронов, представляющих собой, например, адаптивные линейные ассоциаторы, каждый из которых характеризуется собственным n -мерным вектором синаптических весов w_j , $j = 1, 2, \dots, m$. Каждый нейрон этого слоя, именуемого также слоем Кохонена, связан с каждым рецептором нулевого слоя прямыми связями и со всеми остальными нейронами поперечными внутрислойными (латеральными) связями, которые обеспечивают возбуждение одних нейронов и торможение других.

Свойства самоорганизации SOM связаны с тем, что настройка синаптических весов может происходить без внешнего обучающего сигнала, т.е. в режиме