обучения вплеск-нейронной сети // Сб. науч. тр. 1-го Международного радиоэлектронного форума «Прикладная радиоэлектроника. Состояние и перспективы развития» - МРФ-2002. Часть 2. Харьков: АН ПРЭ, ХНУРЭ, 2002. С.87-89. 11. *Moody J., Darken C.J.* Fast learning in networks of locally-tuned processing units // Neural Computation.1989.1.P.281-294. 12. *Park J., Sandberg I.W.* Universal approximation using radial-basis-function networks // Neural Computation. 1991. 3. P.246-257. 13. *Radial* Basis Function Networks. Recent Developments in Theory and Applications / Eds. by R.J.Howlett, L.C.Jain. Berlin: Springer, 2001. 318p. 14.*Widrow B., Hoff Jr.M.E.* Adaptive switching circuits // 1960 IRE Western Electric Show and Connection Record. 1960. Part 4. P.96-104. 15.*Widrow B., Lee M.* 30 years of adaptive neural networks: perceptron, adaline and backpropagation // Proc. IEEE. 1990. 78. № 9. P.1415-1442. 16. *Ham F.M., KostanicI.* Principles of Neurocomputing for Science & Engineering. N.Y.: Mc Graw-Hill, Inc., 2001. 642p. 17.*Chen S., Billings S.A., Cowan C.F.N., Grant P.M.* Non-linear system identification using radial basis function // Int. J. Syst. Sci. 1990. 21. № 12. P.2513-2539. 18.*Chen S., Cowan C.F.N., Grant P.M.* Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks // IEEE. Trans. on Neural Networks. 1991. 2. № 12. P.302-308. 19. *Chen S., Billings S.A., Grant P.M.* Recursive hybrid algorithm for nonlinear system identification using radial basis function // Int. J. Contr. 1992. 55. № 5. P.1051-1070. 20. *Shah S., Palmieri F., Datum M.* Optimal filtering algorithms for fast learning in feedforward neural networks // Neural Networks. 1992. № 5. P.779-787. 21.*Kasparian V., Batur C., Zhang H., Padovan J.* Davidon least squares-based learning algorithm for feedforward neural networks // Neural Networks. 1994. 7. № 4. P.661-670. 22.*Sherstinsky A., Picard R.W.* On the efficiency of the orthogonal least squares training method for radial basis function networks // IEEE Trans. on Neural Networks. 1996. 7. №1. P.195-200. 23. *Fung C.F., Billings S.A., Luo W.* On-line supervised adaptive training using radial basis function networks // Neural Networks. 1996. 9. №.9. P.1597-1617. 24.*Goodwin G.C., Ramadge P.J., Caines P.E.* Discrete time stochastic adaptive control // SIAM J. Control and Optimization. 1981. 19. № 6. P.829-853. 25. *Goodwin G.C., Ramadge P.J., Caines P.E.* A globally convergent adaptive predictor // Automatica. 1981. 17. №1. P.135-140. 26. *Бодянский Е.В., Плисс И.П.* Об одном модифицированном алгоритме одновременного действия для идентификации объектов управления. Харьков, 1981. 18с. Рук. деп. в ВИНИТИ 15.09.1981, № 4474 – 81 Деп. 27. *Бодянский Е.В., Плисс И.П.* Об одном многошаговом адаптивном алгоритме идентификации нестационарных объектов. Харьков, 1984.8с. Рук. деп. в УкрНИИНТИ 03.02.1984, № 183 Ук–Д 84. 28. *Бодянский Е.В., Плисс И.П., Соловьева Т.В.* Многошаговые оптимальные упредители многомерных нестационарных стохастических процессов // Докл. АН УССР. 1986. Сер.А. № 12. С. 47-49.

Поступила в редколлегию 25.12.2002

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Любчик Л.М..

Бодянский Евгений Владимирович, д-р техн. наук, профессор кафедры искусственного интеллекта, научный руководитель проблемной НИЛ АСУ ХНУРЭ, член IEEE, WSES. Научные интересы: нейро-фаззи-системы. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-98-90. E-mail: bodya@kture.kharkov.ua

Винокурова Елена Анатольевна, аспирант кафедры искусственного интеллекта, младший научный сотрудник ПНИЛ АСУ ХНУРЭ. Научные интересы: искусственные нейронные сети, всплески (вейвлеты, wavelet). Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел.: 40-98-90. E-mail: elena_vinokurova@yahoo.com.

УДК 519.81

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДА ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КОМПАРАТОРНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ МОДЕЛИ МНОГОФАКТОРНОГО ОЦЕНИВАНИЯ

ПЕТРОВ Э.Г., БУЛАВИН Д.А.

Рассматривается постановка и основанный на применении генетических алгоритмов метод решения задачи идентификации структуры модели индивидуального многофакторного оценивания.

1. Введение

Всякое новое научное направление возникает на базе уже известных и связано с другими направлениями. Несомненна связь проблемы принятия решений с исследованием операций, кибернетикой, искусственным интеллектом. В то же время принятие решений имеет свои, отличные от прочих направлений задачи и свою логику развития. Одной из актуальных проблем общей теории принятия решений является формализация процессов выбора решений в условиях многокритериальности. Конструктивное решение этой проблемы связано с идентификацией модели формирования скалярной многофакторной оценки качества (эффективности) допустимых альтернативных решений X вида:

$$P(x) = F[\lambda_i, k_i(x)], \tag{1}$$

где $k_i(x)$, $i = \overline{1,n}$ – частные критерии (характеристики), однозначно определенные для каждого $x \in X$; λ_i – коэффициенты изоморфизма, приводящие разнородные частные критерии к единой размерности (или безразмерному виду), одинаковому интервалу изменения и учитывающие различную их значимость (вес) в обобщенной оценке $P(x)$.

В общем случае проблема идентификации модели (1) требует решения задач структурной и параметрической идентификации, т.е. соответственно определения вида оператора F и значений параметров λ_i. При этом классические методы идентификации непригодны для идентификации моделей интеллектуальной деятельности. Перспективным для этих целей является использование метода компараторной идентификации [1,3].

2. Метод компараторной идентификации модели многофакторного оценивания

Решение задачи структурной идентификации любой математической модели связано с необходимостью принятия некоторой гипотезы о характере взаимосвязи входных и выходных переменных. В теории многофакторного оценивания в настоящее время общепринятой является гипотеза о существовании скалярной функции полезности [4]. Согласно этой гипотезе, каждая локальная характеристика альтернативного решения имеет некоторую полезность для лица, принимающего решения (ЛПР), и существует некоторая обобщенная полезность, являющаяся функцией локальных критериев. Таким образом, из двух альтернатив $x_1, x_2 \in X$ и при этом $x_1 \succ x_2$ (альтернатива x_1 предпочтительней альтернативы x_2) следует, что $P(x_1) > P(x_2)$, где $P(x_1)$, $P(x_2)$ – функции полезности альтернатив [3], т.е. из двух альтернатив одна оказывается предпочтительней другой только в том случае, когда полезность первой альтернативы превосходит полезность второй:

$$x_1 \succ x_2 \Leftrightarrow P(x_1) > P(x_2). \tag{2}$$

Функция P, удовлетворяющая соотношению (2), является функцией полезности. В общем случае справедливо и обратное.

Следовательно, полезность – это количественное измерение “качества” решения. Отсюда возникает проблема обоснования правила (метрики), по которому образуется функция полезности.

Важным является то, что объективного правила не существует, а принцип ранжирования решений отображает предпочтения ЛПР. Значит, теория полезности и выбор определенного вида функции полезности (оператора F) носит аксиоматический характер, причем аксиоматика отображает предпочтения определенного ЛПР.

Рассмотрим более подробно процедуру поиска метрики функции полезности.

В настоящее время наиболее широко используются две формы функции полезности: аддитивная

$$P_k(x) = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i k_i(x) \tag{3}$$

и мультипликативная

$$P_k(x) = \prod_{i=1}^{n} \lambda_i k_i(x). \tag{4}$$

Самой информативной ситуацией является та, в которой коэффициенты изоморфизма заданы численно. Так как λ_i – это константы, то (4) можно переписать следующим образом:

$$P_k(x) = \prod_{i=1}^{n} \lambda_i \prod_{i=1}^{n} k_i(x). \tag{5}$$

Рассмотрение (5) показывает, что мультипликативная оценка не позволяет учесть «веса» частных критериев, так как произведение $\prod \lambda_i$ является постоянным масштабным множителем и не влияет на соотношение полезностей различных решений $x \in X$. Поэтому более универсальной, широко применяемой является аддитивная функция полезности.

Формула (3) имеет смысл только тогда, когда λ_i учитывают важность частных критериев и одновременно являются коэффициентами изоморфизма. Чаще всего определение таких коэффициентов – большая проблема, поэтому было предложено представить аддитивную функцию полезности в виде:

$$P(x) = \sum_{i=1}^{n} a_i k_i^{н}(x), \tag{6}$$

где a_i – относительные безразмерные весовые коэффициенты, для которых выполняются следующие ограничения:

$$0 \le a_i \le 1, \quad \sum_{i=1}^{n} a_i = 1, \tag{7}$$

а $k_i^{н}(x)$ – нормализованные, т.е. приведенные к изоморфному виду частные критерии. Нормализация производится по формуле

$$k_i^{н}(x) = \left(\frac{k_i(x) - k_{i_{нх}}}{k_{i_{нл}} - k_{i_{нх}}} \right), \tag{8}$$

здесь $k_i(x)$ – значение частного критерия; $k_{i_{нл}}$, $k_{i_{нх}}$ – соответственно наилучшее и наихудшее значения частного критерия, которые он принимает на области допустимых значений $x \in X$.

В зависимости от вида экстремума частного критерия имеем

$$k_{i_{нл}} = \begin{cases} \max\limits_{x \in X} k_i(x), \text{если } k_i(x) \to \max, \\ \min\limits_{x \in X} k_i(x), \text{если } k_i(x) \to \min; \end{cases} \tag{9}$$

$$k_{i_{нх}} = \begin{cases} \min\limits_{x \in X} k_i(x), \text{если } k_i(x) \to \max, \\ \max\limits_{x \in X} k_i(x), \text{если } k_i(x) \to \min. \end{cases} \tag{10}$$

Таким образом, на аксиоматическом уровне решена задача структурной идентификации функции полезности. Однако практическое использование формулы (6) возможно только при условии, что известны коэффициенты a_i. Следовательно, возникает задача параметрической идентификации модели (6). Ее решение в настоящее время основано на различных методах экспертного оценивания, когда специалисты – ЛПР и эксперты побуждаются к осознанию и структуризации своих предпочтений относительно значимости различных частных критериев $k_i(x)$.

Альтернативным является компараторный метод параметрической идентификации. Он заключается в следующем. ЛПР предлагается множество допустимых решений $X = \{x_j\}$, $j = \overline{1,m}$ и предлагается указать наиболее предпочтительную, по его мнению, альтернативу. Предположим, что это альтернатива x_1. Тогда на основе соотношения (2) можно записать, что

$$P(x_1) > P(x_j); \ \forall j \ne 1; \ j = \overline{1,m}. \tag{11}$$

В результате получим $(m-1)$ неравенство, определяющее область возможных значений весовых коэффициентов a_i, $i = \overline{1,n}$. В качестве точечного значения весовых коэффициентов принимается Чебышевская точка [2,3].

Для описанной выше процедуры идентификации аддитивной функции полезности характерны следующие особенности:

– субъективизм и слабая аргументированность выбора структуры оценки;

– невозможность в рамках аддитивной оценки учесть нелинейность полезности частных критериев от их абсолютного значения и их взаимовлияние;

– низкая точность как экспертных, так и компараторных процедур определения значений весовых коэффициентов a_i.

Ниже предлагается основанный на идеях компараторной идентификации метод определения вида многофакторной оценки полезности решений, позволяющий преодолеть недостатки аддитвной оценки.

3. Постановка задачи

Пусть имеется множество альтернатив (решений) $X = \{x_j\}$, $j = \overline{1,m}$, каждая из которых характеризуется набором частных критериев k_i, $i = \overline{1,n}$. Значения частных критериев $k_i(x_j)$ однозначно определены. На основе анализа указанной информации ЛПР осуществляет:

– выбор из X наиболее предпочтительного решения, например x_1;

– ранжирование всех решений $x \in X$ в порядке убывания их предпочтительности, т.е. устанавливает отношение порядка на множестве альтернатив X: $x_1 \succ x_2 \succ \ldots \succ x_m$.

Это означает, что в первом случае справедливо утверждение (11), а во втором – соотношение вида

$$P(x_1) > P(x_2) > \ldots > P(x_m). \tag{12}$$

На основе этой информации необходимо синтезировать математическую модель индивидуального выбора ЛПР, т.е. модель формирования обобщенной полезности $P(x_i)$. При этом априорные ограничения на вид функции $P(x_i)$ не накладываются.

4. Решение задачи компараторной идентификации математической модели индивидуальной функции полезности с использованием генетических алгоритмов

Структуру модели будем определять как частный случай полинома Колмогорова-Габора:

$$P(x) = \sum_{i=1}^{n} a_i k_i^{н}(x) + \sum_{i=1}^{n}\sum_{g=1}^{n} a_r k_i^{н}(x) * k_g^{н}(x) + \cdots, \tag{13}$$

$i = \overline{1,n}; g = \overline{1,n}.$

Этот полином позволяет описать любую нелинейную зависимость и не накладывает никаких априорных ограничений на аддитивность или мультипликативность, так как содержит в своем составе и первые, и вторые составляющие элементы, а также все возможные их комбинации.

Задача заключается в выборе в рамках полинома (13) такой структуры модели функции полезности (1) минимальной сложности, которая удовлетворяет, в зависимости от вида исходной информации, соответственно неравенству (11) или (12). Это означает, что необходимо решить задачи структурной (определить число членов полинома и конкретный вид каждого из них) и параметрической (определить значения коэффициентов при всех членах полинома) идентификации.

Исходную задачу можно упростить путем исключения этапа параметрической идентификации, положив в исходном полиноме (13) все коэффициенты равными единице. В этом случае полином (13) примет вид

$$P(x) = \sum_{i=1}^{n} k_i^{н}(x) + \sum_{i=1}^{n}\sum_{g=1}^{n} k_i^{н}(x) * k_g^{н}(x) + \ldots, \tag{14}$$

$i = \overline{1,n}; g = \overline{1,n}.$

Эвристическое обоснование этого допущения базируется на следующих соображениях. В функции полезности коэффициенты a_i служат для регулирования (увеличения или уменьшения) влияния (веса) каждого частного критерия $k_i^{н}(x)$ на обобщенную функцию полезности. Но такого же эффекта можно добиться, учитывая для каждого критерия квадратичные и более высокого порядка добавки, т.е. аппроксимацией вида

$$a_i k_i^{н}(x) \cong \delta_1 k_i^{н}(x) + \delta_2 k_i^{2н}(x) + \\ + \delta_3 k_i^{3н}(x) + \ldots, \tag{15}$$

где δ – булева переменная, принимающая значения 0 или 1. Аппроксимация (15) обеспечивается выбором конкретных значений кортежа булевых переменных $\Delta = \langle \delta_1, \delta_2, \delta_3, \ldots \rangle$.

Таким образом, исходную задачу можно упростить и свести только к задаче структурной идентификации. Она заключается в определении модели минимальной сложности, т.е. полинома вида (14) с минимальным числом членов, удовлетворяющей неравенству (11) или (12). В общем случае решение такой задачи возможно путем комбинаторного перебора постепенно усложняющихся возможных вариантов структуры. Однако этот путь громоздок и крайне трудоемок, поэтому воспользуемся для решения задачи аппаратом генетических алгоритмов (ГА).

Генетические алгоритмы – это одна из стратегий выхода из локальных оптимумов, которая заключается в параллельной обработке множества альтернативных решений концентрацией поиска на наиболее перспективных из них.

ГА основаны на механизмах натуральной селекции. Они реализуют схему «выживание сильнейших» среди рассмотренных структур, формируя и изменяя поисковый алгоритм на основе моделирования эволюции поиска. В каждой генерации новое множество искусственных последовательностей создается путем использования части старых и добавления новых с «хорошими свойствами» [5].

ГА начинает работу с некоторого случайного набора решений, который называется *популяцией*. Каждый элемент из популяции называется *хромосомой* и представляет некоторое решение проблемы. Хромосомы эволюционируют на протяжении множества итераций, носящих название *поколений* (генераций). По результатам итераций хромосома оценивается с использованием *функции соответствия* [6].

Существует несколько способов решения задач с помощью ГА. Самые известные и наиболее часто применяемые:

– регулярная (общая) рекомбинация, представляющая собой кроссинговер, т.е. обмен гомологичными участками в различных точках гомологичных хромосом, приводящий к появлению нового сочетания сцепленных генов;

– спрайт – специфическая рекомбинация, иными словами, обмен генных носителей, часто разных по объему и составу генетической информации, на коротких специализированных участках;

– иллегальная рекомбинация, включающая негомологичные обмены, т.е. транслокации, инверсии, иногда случаи неравного кроссинговера.

Применение селективных методов означает методический отбор генетического материала в соответствии с принятым критерием, что должно повысить скорость получения конечного результата и его качество. Относительная стабильность генетического материала – его способность к изменениям – проявляется в мутациях, что означает способность генов к воспроизведению и изменению с последующим воспроизведением измененных вариантов.

Простой генетический алгоритм был впервые описан Гольдбергом на основе работ Холланда [5]. Механизм простого ГА несложен, он копирует последовательности и переставляет их части. Предварительно ГА случайно генерирует популяцию последовательностей – хромосом, а впоследствии, применяя множество простых операций к начальной популяции, генерирует новые популяции. Простой ГА состоит из трех операторов: репродукция, кроссинговер и мутация.

В подобных задачах наиболее часто используются следующие операции генетических алгоритмов: механизм кроссинговера (или скрещивания) и механизм мутации.

Скрещивание является главной генетической операцией. Она выполняется над двумя хромосомами – родителями и создает отпрыск (или хромосому - ребенок) путем комбинирования особенностей обоих родителей. Для начала выбирается некоторая точка скрещивания, после этого создается хромосома - ребенок путем комбинирования сегмента первого родителя слева от точки скрещивания и сегмента второго родителя справа от точки скрещивания.

Мутация – это фоновая операция, производящая случайное изменение в различных хромосомах. Самый простой вариант мутации состоит в случайном изменении одного и более генов [6].

Рассмотрим пример с 5 альтернативами и соответственно 4 частными критериями: частота процессора, ОЗУ, объем жесткого диска и цена.

При этом количественные характеристики частных критериев для каждой альтернативы задаются ЛПР на первом этапе путем внесения данных в таблицу. В результате перед ЛПР предстает картина, иллюстрированная в табл. 1.

Таблица 1

	K_1	K_2	K_3	K_4
R_1	1000	132	40	2300
R_2	600	198	80	1600
R_3	900	256	50	2700
R_4	600	256	70	1200
R_5	900	132	60	2300

После того, как ЛПР занес данные в таблицу, он должен определить, какие критерии стремятся к максимуму, а какие – к минимуму. Затем количественные характеристики критериев нормируются по формуле (8). В данном случае первые три частных критерия стремятся к максимуму, а последний – к минимуму. В результате преобразований получаем отнормированные данные, представленные в табл. 2.

Таблица 2

	K_1	K_2	K_3	K_4
R_1	1	0	0	0,267
R_2	0	0,532	1	0,733
R_3	0,75	1	0,25	0
R_4	0	1	0,75	1
R_5	0,75	0	0,5	0,267

Далее ЛПР предлагается выбрать наилучшую, по его мнению, альтернативу. Допустим, что ЛПР выбрал третью альтернативу, как самую лучшую. Приступим к механизму ГА.

Пусть существует две хромосомы: одна – родитель, содержащая в себе полностью записанный полном Колмогорова-Габора (14), а вторая – ребенок, содержащая в себе только составляющие первого слагаемого:

$$P_i = \sum_{i=1}^{n} k_i = k_1 + k_2 + k_3 + k_4 \qquad (16)$$

Хромосома-ребенок будет для нас результирующей, т.е. кратчайшим полиномом, удовлетворяющим условию:

$$R_3 \succ R_1,\ R_3 \succ R_2,\ R_3 \succ R_4,\ R_3 \succ R_5. \qquad (17)$$

Именно это условие будет критерием, на основе которого мы будем проводить отбор.

Тогда, с помощью механизма кроссинговера, один ген родителя переходит к ребенку, и в случае улучшения хромосомы – остается, иначе возвращается обратно. Иными словами, сначала от хромосомы-родителя к хромосоме-ребенку переходит одно слагаемое, и хромосома-ребенок принимает следующий вид:

$$P_i = k_1 + k_2 + k_3 + k_4 + k_1^2. \qquad (18)$$

После этого проверяется, удовлетворяет ли хромосома-ребенок нашему условию; если нет, слагаемое возвращается хромосоме-родителю, а в хромосому-ребенок направляется следующее слагаемое. Таким образом, выполняется вся схема, пока не переберутся все гены хромосомы-родителя. Если оптимальный вариант не найден, начинается постановка генов – попарно. И снова до тех пор, пока не произойдет полный перебор всех генов. Если оптимальный вариант снова не найден, начинаем передавать по три гена. И так до тех пор, пока не найдется вариант, удовлетворяющий оптимальному критерию (17).

Таким образом, после нахождения полинома Колмогорова-Габора оптимальной длины, удовлетворяющего условию (17), мы выполняем проверку данного полинома, для выбранной альтернативы подставляя частные критерии. В нашем случае получается полином следующей длины:

$$P_i = k_1 + k_2 + k_3 + k_4 + k_1 k_2 + k_1 k_3 . \quad (19)$$

Отсюда полезность альтернатив:

$R_3 = 2{,}9375$; $R_4 = 2{,}75$; $R_2 = 2{,}265$; $R_5 = 1{,}892$; $R_1 = 1{,}267$.

Полезность альтернативы R_3 максимальна, следовательно, остальные альтернативы действительно хуже, и задача решена правильно.

5. Выводы

Результаты исследований показали, что применение новой методики с использованием генетических алгоритмов дает ощутимый выигрыш во времени и качестве показателей, а также является более наглядным для ЛПР, нежели другие методы.

Литература: 1. *Эйкофф П.* Основы идентификации систем управления. М.: Мир, 1975. 238с. 2. *Овезгельдыев А.О., Петров Э.Г., Петров К.Э.* Синтез и идентификация моделей многофакторного оценивания и оптимизации. К.: Наук. думка, 2002. 161 с. 3. *Овезгельдыев А.О., Петров К.Э.* Компараторная идентификация параметров линейных моделей многофакторного оценивания // Радиоэлектроника и информатика. 1998. №2(03). С. 41-43. 4. *Нейман Дж., Моргенштерн О.* Теория игр и экономическое поведение. М.: Наука, 1970. 124с. 5. *Курейчик В.М* Генетические алгоритмы. Состояние. Проблемы. Перспективы. Таганрог, 1999. 6. *Ротштейн А.П.* Интеллектуальные технологии идентификации. Винница: «Универсум-Винница», 1999. 320с.

Поступила в редколлегию 03.12.2002

Петров Эдуард Георгиевич, д-р техн. наук, профессор, зав. кафедрой системотехники ХНУРЭ. Научные интересы: математическое моделирование, теория принятия решений. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-93-06.

Булавин Дмитрий Алексеевич, аспирант кафедры системотехники ХНУРЭ. Научные интересы: теория принятия решений, генетические алгоритмы. Увлечения: футбол, музыка, история. Адрес: Украина, 61166, Харьков, ул. Ленина, 3, кв. 20, тел. 45-38-87, e-mail: dimetroid@yandex.ru.

УДК 539.87

ОРГАНИЗАЦИЯ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ ПРОДУКЦИОННОГО ТИПА НА ЛОКАЛЬНО-ПАРАЛЛЕЛЬНЫХ НЕЧЕТКИХ АЛГОРИТМАХ

МИХАЛЬ О.Ф.

Рассматриваются принципы организации нечеткой экспертной системы (ЭС) продукционного типа на локально-параллельных (ЛП) алгоритмах. ЭС содержит каналы взаимодействия с оператором и объектом управления, поддерживает четыре режима: базовое обучение, адаптация, автономная подстройка и рабочий. Показывается, что перспективной областью применения ЛП алгоритмических решений могут стать интеллектуальные распределенные сетевые ЭС с децентрализованным использованием и обновлением знаний.

Интеллектуализация компьютерных систем, применяемых в управлении, разворачивается преимущественно в двух направлениях: описание объектов и явлений предметной области на основе аппарата *нечеткой логики* (НЛ) [1] и использование *экспертных знаний* (ЭЗ). Перспективным является пересечение указанных направлений – нечеткие *экспертные системы* (ЭС) [2] – по следующей причине. Носителем ЭЗ есть человек, непрерывная циклическая познавательная деятельность которого (гипотеза – эксперимент – обобщение – новая гипотеза) априорно предполагает на любом этапе неполноту и последовательное уточнение ЭЗ, а следовательно, их нечеткость. Поэтому представление ЭЗ средствами НЛ включает минимум промежуточных преобразований и вносит в них минимум искажений, что необходимо для достижения адекватного поведения ЭС в предметной области. Важной характеристикой при технической реализации НЛ систем является быстродействие. Его повышение диктуется потребностями предметной области и достигается либо аппаратно, специализированными средствами обработки - нечеткими процессорами; либо алгоритмически, в частности, использованием принципа *локальной параллельности* (ЛП) [3]. Основные ЛП-алгоритмы НЛ описаны в [3,4]. Функционирование ЭС включает два фундаментальных процесса: *приобретение* и *использование* ЭЗ. Процесс использования ЭЗ реализуется в ЭС, в частности, в составе системы управления. ЭС при этом в основных чертах функционально аналогичны блоку обработки в цепи обратной связи. Элементы организации подобных нечетких структур на ЛП-алгоритмах описаны в [5,6].

Цель настоящей работы – описание организации на ЛП-алгоритмах нечеткой ЭС, реализующей оба процесса: приобретение и использование ЭЗ, включая согласование вновь приобретенных ЭЗ со старыми. Описание приводится применительно к ЭС продукционного типа.