

УДК 519.712.2

**Л.А. Гладков, Н.В. Гладкова****ОСОБЕННОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЧЕТКИХ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ОПТИМИЗАЦИИ И УПРАВЛЕНИЯ\***

*В работе рассмотрены основные аспекты применения нечетких генетических алгоритмов для решения задач оптимизации и управления. Приведена обобщенная структура нечеткого логического контроллера и описана основная идея его применения.*

*Подробно рассмотрены основные направления и проблемы создания нечетких генетических алгоритмов. Описаны основные компоненты организации и процесса взаимодействия генетического алгоритма и нечеткого логического контроллера.*

*Нечеткий генетический алгоритм; нечеткий логический контроллер; фаззификация; дефаззификация.*

**L.A. Gladkov, N.V. Gladkova****FEATURES OF USE OF FUZZY GENETIC ALGORITHMS FOR THE DECISION OF PROBLEMS OF OPTIMISATION AND CONTROL**

*In article the basic aspects of application of fuzzy genetic algorithms for the decision of problems of optimization and control are considered. The generalized structure of the fuzzy logic controller is resulted and the basic idea of its application is described.*

*The basic directions and problems of creation of fuzzy genetic algorithms are in detail considered. The basic components of the organization and process of interaction of genetic algorithm and the fuzzy logic controller are described.*

*Fuzzy genetic algorithm; fuzzy logic controller; fuzzification; defuzzification.*

В настоящее время наибольшие успехи в интеграции систем и подходов нечеткой логики и генетических алгоритмов (ГА) достигнуты в следующих двух областях [1]:

1) применение механизмов генетических и эволюционных алгоритмов для решения проблем оптимизации и поиска в условиях нечеткой, неопределенной или недостаточной информации об объекте, параметрах и критериях решаемой задачи, совместно с использованием систем нечетких логики;

2) использование нечетких инструментов и методов, основанных на нечеткой логике для моделирования различных компонентов и операторов генетических алгоритмов, а также для адаптации и управления основными параметрами генетического алгоритма для динамической настройки и улучшения работы ГА.

Как правило, под нечетким генетическим алгоритмом (НГА) понимают гибридные структуры, относящиеся ко второй области. Таким образом, нечеткий генетический алгоритм можно определить как алгоритм, сочетающий поисковые возможности генетических алгоритмов и возможности математического аппарата нечеткой логики. Математический аппарат теории нечетких систем используется в данном случае для кодирования, подбора оптимальных параметров генетических алгоритмов, значений вероятности генетических операторов, выбора функции пригодности и критерия останова, создания нечетких генетических операторов. Рассмотрим подробнее основные направления создания и модификации НГА.

---

\* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (грант № 08-01-00473), г/б № 2.1.2.1652..

**Контроль и адаптация основных управляющих параметров генетического алгоритма.** Для контроля и динамического изменения соответствующих параметров генетического алгоритма в систему вводится Нечеткий Логический Контроллер (НЛК), который используя опыт и знание экспертов в рассматриваемой области, соответствующим образом динамически изменяет параметры генетического поиска в ходе выполнения ГА для того, чтобы избежать проблемы преждевременной сходимости.

Наличие нечеткого логического контроллера является важной особенностью нечеткого генетического алгоритма. НЛК преобразует заданные параметры к нечеткому виду, затем на основе имеющихся в системе знаний и правил определяет управляющее воздействие и возвращает скорректированные значения контрольных параметров.

В составе НЛК можно выделить следующие блоки [2]:

- ◆ база знаний, включающая в себя базу правил и базу данных;
- ◆ блок фаззификации;
- ◆ блок дефаззификации;
- ◆ система вывода решения;
- ◆ система контроля.

В общем, схему работу НЛК можно описать следующим образом. НЛК использует знания экспертов в форме лингвистических правил контроля. Система выработки правил на основе знаний экспертов и используя рассуждения делает определенный вывод, который после дефаззификации, превращается из нечеткого правила в реальное воздействие на параметры алгоритма. Изменение параметров алгоритма влечет за собой изменение процесса поиска и текущих результатов, которые затем в блоке фаззификации из переменных состояния преобразуются в нечеткие множества. Тогда обобщенную структуру логического контроллера можно представить следующим образом (рис. 1) [3].

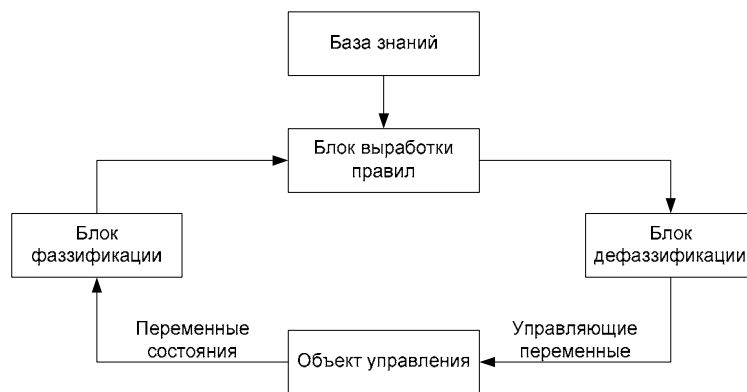


Рис. 1. Обобщенная структура нечеткого логического контроллера

База правил, иногда называемая лингвистической моделью, представляет собой множество нечетких правил  $R^{(k)}$ ,  $k = 1, \dots, N$  вида:

$$R^{(k)} : IF(x_1 \text{ это } A_1^k \text{ AND } x_2 \text{ это } A_2^k \dots \text{ AND } x_n \text{ это } A_n^k)$$

$$THEN(y_1 \text{ это } B_1^k \text{ AND } y_2 \text{ это } B_2^k \dots \text{ AND } y_m \text{ это } B_m^k).$$

где  $N$  – количество нечетких правил;

$$A_i^k \text{ – нечеткие множества } A_i^k \subseteq X_i \subset R, i=1\dots n;$$

$B_j^k$  – нечеткие множества  $B_j^k \subseteq Y_j \subset \mathbb{R}, j=1\dots m$ ;

$x_1, x_2, \dots, x_n$  – входные переменные лингвистической модели, причем

$$(x_1, x_2, \dots, x_n)^T = x \in X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n;$$

$y_1, y_2, \dots, y_m$  – выходные переменные лингвистической модели, причем

$$(y_1, y_2, \dots, y_m)^T = y \in Y_1 \times Y_2 \times \dots \times Y_m.$$

НЛК оперирует нечеткими множествами. Поэтому значение входного параметра НЛК  $\bar{x} = (\bar{X}_1, \bar{X}_2, \dots, \bar{X}_n)^T \in X$  подлежит операции *фаззификации*, в результате которой ему будет сопоставлено нечеткое множество  $A' \subseteq X = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$ .

На выходе блока выработки решения формируется одно или несколько нечетких множеств с соответствующими функциями принадлежности. Соответственно необходимо решить задачу преобразования этих результирующих нечетких множеств (нечеткого множества) в управляющее воздействие на объекты управления НЛК. Такое преобразование называется *дефаззификацией (defuzzification)*.

Допустим, что на вход блока выработки решения подано нечеткое множество  $A' \subseteq X = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$ . На выходе этого блока также появится соответствующее нечеткое множество. Рассмотрим два случая, которым будут соответствовать различные методы дефаззификации.

1. На выходе блока выработки решения в соответствии с обобщенным нечетким правилом *modus ponens* получаем  $N$  нечетких множеств  $\bar{B}^k \subset Y$ .

2. На выходе блока выработки решения получаем *одно* нечеткое множество  $\bar{B}^k \subseteq Y$  по обобщенному нечеткому правилу *modus ponens*.

То есть на выходе блока выработки решения формируется либо  $N$  нечетких множеств  $\bar{B}^k$  (случай 1) с функциями принадлежности  $\mu_{\bar{B}^k}(y), k = 1, 2, \dots, N$ ,

либо одно нечеткое множество  $\bar{B}^k$  (случай 2) с функцией принадлежности  $\mu_{\bar{B}^k}(y)$ .

Встает задача отображения нечетких множеств  $\bar{B}^k$  (либо нечеткого множества  $\bar{B}^k$ ) в единственное значение  $\bar{y} \in Y$ , которое представляет собой управляющее воздействие, воздействующее на объекты управления НЛК. Такое отображение называется *дефаззификацией (defuzzification)*. Наиболее распространенными являются следующие методы дефаззификации:

1. Метод дефаззификации по среднему центру (center average defuzzification).
2. Метод дефаззификации по сумме центров (center of sums defuzzification).
3. Метод центра тяжести (center of gravity method, center of area method).
4. Метод максимума функции принадлежности.

Очевидно, что эффективность работы НГА напрямую зависит от качества (степени соответствия поставленной задачи) разработанных блоков НЛК.

В генетических алгоритмах (ГА) управляющими параметрами, как правило, являются значения вероятности выполнения генетических операторов кроссинговера ( $P_c$ ) и мутации ( $P_m$ ), а также размер популяции. В нечетком генетическом алгоритме происходит динамическое изменение этих параметров при помощи нечеткого логического контроллера (НЛК).

Известно, что работа генетического алгоритма напрямую зависит от выбора его параметров. Так, при большой вероятности кроссинговера увеличивается вероятность уничтожения решений, имеющих высокие значения функции пригодности.

Низкая вероятность кроссинговера может затруднить получение лучших людей и не гарантирует более быструю конвергенцию. Высокая мутация «хороших» решений, увеличивает разнообразие популяции и соответственно время решения. Низкая вероятность мутации может приводить к пропуску некоторых, близких к оптимальным, решений. Использование нечетких логических контроллеров, для изменения параметров генетического алгоритма позволяет улучшить работу генетического алгоритма за счет более осторожного, взвешенного и целенаправленного контроля.

Главная идея состоит в том, чтобы использовать НЛК, на входе которого – любая комбинация критериев качества работы ГА или текущих параметров контроля, а на выходе новые параметры контроля ГА. Текущие критерии качества работы ГА направляют в НЛК, который рассчитывает новые значения параметров контроля, которые будут использоваться ГА. Возможен вариант, когда вероятность кроссинговера и мутации будут определяться НЛК, исходя из оценки не всей популяции, а по определенной выборке решений учитывающей значения функции пригодности и разнообразие популяции), также могут использоваться несколько НЛК [4].

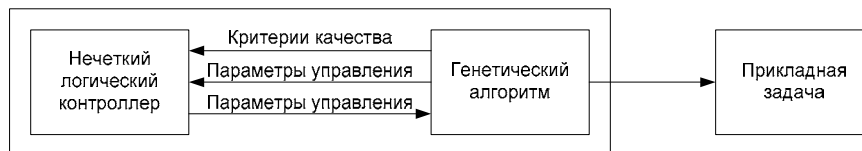


Рис. 2. Схема взаимодействия блоков нечеткого генетического алгоритма

**Разработка и модификация операторов кроссинговера.** Нечеткие связи и треугольные функции распределения вероятности можно использовать для, чтобы создания эффективных операторов кроссинговера, которые устанавливают адекватные уровни разнообразия популяции и таким образом позволяют решать проблему преждевременной сходимости.

При решении задач оптимизации функций в непрерывных областях поиска, одной из проблем является обеспечение высокой точности получаемых решений. Для решения данной проблемы были предложены генетические операторы, адаптированные для хромосом с вещественным кодированием. Такие операторы позволяют выполнять локальную настройку решений. В качестве примера такого оператора – можно привести оператор неоднородной мутации [5], который уменьшает интенсивность мутации генов по мере продвижения к оптимуму. Эта особенность данного оператора мутации приводит к тому, что в начальной области выполняется практически однородный поиск, а затем в отдельных локальных областях характер поиска варьируется. Также существуют меметические алгоритмы с вещественным кодированием (*real-coded memetic algorithms – RCMA*), которые используют механизмы локального поиска для того, чтобы эффективно очистить решения. Обычно в таких случаях RCMA используют методы градиента или скорейшего спуска-подъема, которые помогают находить локальные оптимумы. Часто в RCMA методы локального поиска применяют к решениям в популяции после выполнения операторов рекомбинации и мутации, с целью исследования лучших областей пространства поиска, полученных в ходе выполнения итераций генетического алгоритма.

Можно также отметить еще одну разновидность RCMA, где используются алгоритмы локального поиска на основе кроссинговера (*crossover-based local search algorithms – XLS*). Так как оператор кроссинговера производит решения-потомки

вокруг родительских решений, это свойство может быть использовано в качестве оператора движения для методов локального поиска. Это особенно интересно в случае с вещественным кодированием. По мере смены поколений, популяция теряет разнообразие. Это позволяет кроссинговеру создавать потомство, плотно распределенное вокруг родителей, стимулирует эффективную локальную настройку. Этот вид оператора кроссинговера дает надежду на построение эффективных локальных поисковых методов на базе XLS [6].

В работе [7] описывается большое количество различных операторов кроссинговера для генетических алгоритмов с вещественным кодированием.

1. Унимодальный оператор кроссинговера с нормальным распределением (*unimodal normal distribution crossover – UNDX*) на основе множества родителей создает решения-потомки, распределенные вокруг центра массы этих родителей. При этом, чем дальше решение находится от центра массы, тем меньшая вероятность ему назначается.

2. Симплексный кроссинговер (*SPX*) назначает однородное распределение вероятности для того, чтобы создать потомство в ограниченном пространстве поиска вокруг области занятой родителями.

Они также называются операторами усредненного центра, которые использовались при построении специализированной модели генетического поиска или модель минимальных промежутков в поколениях (*MGG model*). В такой модели из нескольких родительских решений создаются 200 решений-потомков, из которых отбираются два лучших решения.

3. Родительски центрированный оператор рекомбинации, который присваивает тем большую вероятность создаваемым решениям-потомкам, чем ближе они находятся к родителям в пространстве поиска.

Можно также упомянуть еще ряд операторов кроссинговера: смешивания; имитирующий бинарный; арифметический; промежуточный; расширенный – которые можно рассматривать в качестве разновидностей перечисленных выше операторов.

4. Нечеткие операторы кроссинговера и мутации на основе логических операций. Новые решения образуются из уже имеющихся за счет использования логических операций И, ИЛИ, НЕ, И-НЕ, ИЛИ-НЕ. Например, оператор кроссинговера на основе операции ИЛИ-НЕ [8].

Родитель 1	0,3	0,7	0,2	0,4	0,6
Родитель 2	0,8	0,5	0,9	0,3	0,2
Потомок 1	0,8	0,7	0,9	0,4	0,6
Потомок 1	0,2	0,3	0,1	0,6	0,4

В приведенном примере хромосома представляет собой числовую последовательность, каждое число которой представляет собой значение некоторого весового коэффициента, который может соответствовать, например, вероятности включения данного разряда последовательности в получаемое решение. Длина хромосомы определяется используемым способом кодирования.

В литературе также описано значительное количество других нечетких генетических операторов: нечеткий кроссинговер, основанный на связях [9]; кроссинговеры с использованием множества родителей, образующий множество потомков и др.

**Кодирование решений.** Классическое бинарное представление решений, когда гены принимают значения ноль или единица может быть преобразовано в нечеткое представление, где гены принимают значения в интервале между нулем и

единицей. Это позволит выражать более сложные особенности, как генотипа, так и фенотипа различных решений популяции наподобие тех, которые встречаются в природе.

Также можно отметить различные модификации генетических алгоритмов, использующие хромосомы с вещественным кодированием, уже упомянутые выше. Кодирование на основе вещественных чисел наиболее эффективно решению задач параметрической оптимизации с переменными заданными в непрерывных областях значений. В таком кодировании хромосома обычно представляет собой вектор чисел с плавающей запятой, причем размер чисел соответствует длине вектора, который является решением рассматриваемой проблемы [5]. Генетические алгоритмы, основанные на вещественном представлении чисел, называют генетическими алгоритмами с вещественным кодированием (*real-coded GAs – RCGA*).

**Критерии останова.** Такие характеристики нечеткой логики как степень истинности, оценка достоверности той или иной логической функции могут быть использованы для получения оптимальных решений с заданной пользователем точностью, прогнозирования и регулирования критериев останова генетического алгоритма по мере достижения заданных значений.

Очевидно, что создание эффективных методов решения задач оптимизации и управления на основе гибридных нечетких генетических методов находится только в самом начале пути. Однако уже имеется достаточно большое число примеров успешного использования таких методов для решения различных прикладных задач оптимизации.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Herrera F., Lozano M.* Fuzzy Genetic Algorithms: Issues and Models. – Source unknown.
2. *Herrera F., Lozano M.* Fuzzy Adaptive Genetic Algorithms: design, taxonomy, and future directions // *Soft Computing* 7(2003), Springer-Verlag, 2003. – P. 545-562.
3. *Hongbo Liu, Zhanguo Xu, Ajith Abraham.* Hybrid Fuzzy-Genetic Algorithm Approach for Crew Grouping. – Source unknown.
4. *Herrera F., Lozano M.* Adaptation of genetic algorithm parameters based on fuzzy logic controllers. In: F. Herrera, J. L. Verdegay (eds.) *Genetic Algorithms and Soft Computing*, Physica-Verlag, Heidelberg, 1996. – P. 95-124.
5. *Michalewicz Z.* Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs // New York: Springer-Verlag, 1992.
6. *Lozano M., Herrera F., Krasnogor N., Molina D.* Real-Coded Memetic Algorithms with Crossover Hill-Climbing. // *Evolutionary Computation* № 12(3), Massachusetts Institute of Technology, 2004. – P. 273-302.
7. *Deb K., Joshi D., Anand A.* Real-Coded Evolutionary Algorithms with Parent-Centric Recombination. Kanpur Genetic Algorithms Laboratory (KanGAL), Kanpur, PIN 208 016, India. KanGAL Report No. 2001003.
8. *Гладков Л.А.* Алгоритм выделения ядер в нечетких графах на основе моделирования эволюции // IX национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ'2004. Труды конференции. – М.: Физматлит, 2004. – С. 346-355.
9. *Herrera F., Lozano M., Moraga C.* Hierarchical Distributed Genetic Algorithms. // *Parallel Problem Solving from Nature* // *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 14, 1999. – P. 1099-1121.

**Гладков Леонид Анатольевич**

Технологический институт федерального государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Южный федеральный университет» в г. Таганроге.

E-mail: leo@tsure.ru.

347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44.

Тел.: 8(8634)371-625.

Кафедра систем автоматизированного проектирования; доцент.

**Гладкова Надежда Викторовна**

Технологический институт федерального государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Южный федеральный университет» в г. Таганроге.

E-mail: leo@tsure.ru.

347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44.

Тел.: 8(8634)371-625.

Кафедра систем автоматизированного проектирования; старший преподаватель.

**Gladkov Leonid Anatolievich**

Taganrog Institute of Technology – Federal State-Owned Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”.

E-mail: leo@tsure.ru.

44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: 8(8634)371-625.

The Department of Computer Aided Design; associated professor.

**Gladkova Nadegda Viktorovna**

Taganrog Institute of Technology – Federal State-Owned Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”.

E-mail: leo@tsure.ru.

44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: 8(8634)371-625.

The Department of Computer Aided Design; senior teacher.

УДК 518.5:331.108.26

**С.В. Скороход**

**ОПТИМИЗАЦИЯ ТРУДОВОГО КОЛЛЕКТИВА В УСЛОВИЯХ ЧЁТКОЙ И НЕЧЁТКОЙ ИНФОРМАЦИИ**

*Рассматривается задача подбора трудового коллектива из множества кандидатов. Предлагаются линейные оптимизационные модели для формирования коллектива с минимальным числом сотрудников и с минимальной зарплатой. Вводится понятие устойчивости коллектива. Описаны модели для построения устойчивого коллектива с заданным уровнем устойчивости. Разработан подход для решения аналогичных задач в случае нечёткой информации.*

*Формирование трудового коллектива; линейная оптимизационная модель; устойчивый коллектив; нечёткая информация.*

**S.V. Skorokhod**

**LABOUR GROUP OPTIMIZATION IN CONDITIONS OF THE CERTAIN OR FUZZY INFORMATION**

*The problem of selection of labour group from set of candidates is considered. Linear models for formation of group with the minimal number of employees and with the minimal salary are offered. The concept of group stability is entered. Models for construction of steady group with the set level of stability are described. The approach for the decision of similar problems is developed in case of the fuzzy information.*

*Formation of labour group; linear model; steady collective; the fuzzy information.*