

# ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ ТИПА СИНГЛТОН НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМА ОПТИМИЗАЦИИ «KRILL HERD»

И. В. Филимонок

Научный руководитель И. А. Ходашинский, профессор каф. КИБЭВС

Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники  
634050, г. Томск, пр. Ленина, 40  
E-mail: [ifilimon96@mail.ru](mailto:ifilimon96@mail.ru)

## Введение

Идентификация параметров – это поиск оптимальных значений всех параметров нечеткой систем, т.е. определение значений консеквентной части (ТО – части) правила и параметров функций принадлежности в антецедентной части (ЕСЛИ – части) каждого правила на основе заданных критериев качества и метода оптимизации выбранного критерия [1].

В настоящее время нечеткое моделирование является одним из наиболее активных и перспективных направлений прикладных исследований в области управления и принятия решений, в то время, когда в описании технических систем и бизнес процессов присутствует неопределенность, которая дает некие затрудняет или даже исключает применение точных количественных методов и подходов.

Отличным инструментом для идентификации является нечеткие системы.

Целью данной работы является реализация работы алгоритма оптимизации «Krill Herd» для задачи идентификации параметров нечетких моделей типа синглтон.

## Постановка задачи

*Нечеткий аппроксиматор.*

Нечеткий аппроксиматор задается правилами следующего вида:

ЕСЛИ  $x_1 = A_{1i}$  AND  $x_2 = A_{2i}$  AND ... AND  $x_n = A_{ni}$  ТО  $y = r_i$ ,

где  $A_{ji}$  – лингвистический терм, которым оценивается входная переменная  $x_i$ ,  $r_i$  – действительное число, которым оценивается выход  $y$ .

Выход нечеткого аппроксиматора определяет отображение:

$$f(\mathbf{x}; \boldsymbol{\theta}) = \frac{\sum_{i=1}^R \mu_{A_{1i}}(x_1) * \mu_{A_{2i}}(x_2) \dots \mu_{A_{ni}}(x_n) * r_i}{\sum_{i=1}^R \mu_{A_{1i}}(x_1) * \mu_{A_{2i}}(x_2) \dots \mu_{A_{ni}}(x_n)}, \quad (1)$$

где  $\mathbf{x}$  – входной вектор;  $R$  – число правил;  $n$  – количество входных переменных;  $\mu_{A_{ij}}$  – функция принадлежности  $j$ -й входной переменной;  $\boldsymbol{\theta} = \|\theta_1, \dots, \theta_N\|$  – вектор параметров нечеткого аппроксиматора.

Пусть имеется таблица наблюдений  $\{(\mathbf{x}_p; t_p), p = 1, \dots, m\}$ , тогда критерий качества аппроксимации может быть выражен среднеквадратической функцией ошибки, вычисленной по формуле:

$$MSE(\boldsymbol{\theta}) = \frac{\sum_{p=1}^m (t_p - f(\mathbf{x}_p; \boldsymbol{\theta}))^2}{2 * m}, \quad (2)$$

Для оптимизации параметров  $\boldsymbol{\theta}$  предлагается применить алгоритм «Krill Herd».

## Алгоритм оптимизации Krill Herd

Алгоритм основывается на поведении группы антарктических рачков (крилей), которые занимаются поиском пищи.

Основой алгоритма являются две цели: поиск области наибольшего скопления крилей и хищничество.

Хищничество удаляет крилей, приводит к сокращению средней плотности и направляет рой криля к местоположению еды. Этот процесс, как предполагается, является фазой инициализации в алгоритме Krill Herd. В созданной системе, лучшее значение каждого криля является комбинацией расстояния от еды и от самой высокой плотности роя криля. Поэтому лучшее значение (воображаемые расстояния) является значениями объективной функции. Положением с временной зависимостью отдельного криля в 2D поверхности управляют следующие три движения:

1. Движение, вызванное другими крилями.
2. Движение, вызванное необходимостью добычи пищи.
3. Движение, вызванное физическим распространением крилей.

$$\frac{dx_i}{dt} = N_i + F_i + D_i, \quad (3)$$

где  $N_i$  – движение, вызванное другими крилями;  $F_i$  – движение, вызванное необходимостью добычи пищи;  $D_i$  – движение, вызванное физическим распространением крилей.

$$N_i^{\text{new}} = N^{\text{max}} \alpha_i + \omega_n N_i^{\text{old}}, \quad (4)$$

где  $N_i^{\text{new}}$  – движение, вызванное другими крилями;  $N^{\text{max}}$  – максимальная вызванная другими крилями скорость, равная  $0,01 \text{ ms}^{-1}$ ;  $\alpha_i$  – общий эффект;  $\omega_n$  – вес инерции  $N_i$  движения, вызванного в диапазоне от 0 до 1;  $N_i^{\text{old}}$  – последнее движение, вызванное другими крилями.

$$F_i = V_f \beta_i + \omega_f F_i^{\text{old}}, \quad (5)$$

где  $F_i$  – движение, вызванное необходимостью добычи пищи;  $V_f$  – максимальная скорость, вызванная необходимостью добычи пищи, равная  $0,02 \text{ ms}^{-1}$ ;  $\beta_i$  – сумма привлекательной еды и эффекта от лучшего криля;  $\omega_f$  – вес инерции  $F_i$  движения, вызванного в диапазоне от 0 до 1;  $F_i^{\text{old}}$  – последнее движение, вызванное необходимостью добычи пищи.

$$D_i = D^{\text{max}} \left( \frac{I}{I_{\text{max}}} \right) \delta, \quad (6)$$

где  $D_i$  – движение, вызванное физическим распространением крилей;  $D^{\text{max}}$  – максимальная скорость распространения, принимающая значения в диапазоне от  $0,002$  до  $0,010 \text{ ms}^{-1}$ ;  $I$  – номер итерации;  $I_{\text{max}}$  – максимальное количество итераций;  $\delta$  – случайное число принимающее значения в диапазоне от  $-1$  до  $1$ .

После вычисления движений происходит обновление положений крилей по следующей формуле:

$$X_i(t + \Delta t) = X_i(t) + \Delta t \frac{dx_i}{dt}, \quad (7)$$

где  $X_i$  – координаты  $i$  криля;  $t$  – начальное значение времени;  $\Delta t$  – коэффициент пропорциональности вектора скорости;  $X_i(t + \Delta t)$  – новое значение координаты  $i$  криля;  $X_i(t)$  – начальное значение координаты  $i$  криля;  $\frac{dx_i}{dt}$  – вектор скорости [2].

## Эксперимент

Для проверки работы алгоритма оптимизации, были проведены тесты на наборах данных из репозитория KEEL (<http://www.keel.es>): diabetes, ele1, ele2, laser, dee, delail, plastic, quake (для нечеткого аппроксиматора). Исследования проводились по схеме кросс-валидации, обучающие и тестовые файлы сформированы в репозитории KEEL. Количество итераций было равно 300.

Ниже приведена таблица сравнения результатов работы алгоритмов оптимизации Krill Herd и METSK-HD<sup>e</sup> [3]:

Таблица 1 – Сравнение результатов работы алгоритмов

Набор данных	Krill Herd			METSK-HD <sup>e</sup>		
	R	MSE (обучающая выборка)	MSE (тестовая выборка)	R	MSE (обучающая выборка)	MSE (тестовая выборка)
diabetes	49	0,05	0,26	-	-	-
ele1	49	174214	223400	11,4	135000	<b>202200</b>
ele2	256	12944	13803	36,9	2270	<b>3192</b>
laser	81	47,2	62,29	-	-	-
dee	64	0,081	<b>0,087</b>	50,6	0,03	0,103
delail	32	2,43E-08	2,43E-08	36,8	1,19E-08	<b>1,402E-08</b>
plastic	36	1,421	1,462	19,2	1,057	<b>1,136</b>
quake	125	0,0184	0,0190	18,3	0,0171	<b>0,0181</b>

## Заключение

В работе представлена процедура построения нечетких моделей типа синглтон на основе алгоритма «Krill Herd». Работоспособность нечетких аппроксиматоров, параметры которых оптимизированы указанным алгоритмом, проверена на восьми наборах данных из репозитория KEEL. Алгоритм сравнивался с аналогом и показал неплохие результаты, представленные в Таблице 1. При «усовершенствовании» данного алгоритма можно добиться результатов, которые будут превосходить имеющиеся.

## Литература

1. Ходашинский И. А., Субханкулова С. Р. Идентификация параметров нечетких аппроксиматоров и классификаторов на основе алгоритма «Кукушкин поиск» // Автометрия – 2015 – Т. 51, № 3.
2. Gandomi A. H., Alavi A.H. Krill herd: A new bio-inspired optimization algorithm // Commun Nonlinear Sci. Numer. Simulat. – 2012. – V. 17– P. 4831-4845.
3. Gacto M.J., Galende M., Alcalá R., Herrera F. METSK-HD<sup>e</sup>: A multiobjective evolutionary algorithm to learn accurate TSK-fuzzy systems in high-dimensional and large-scale regression problems // Information Sciences. – 2014. – V. 276. – P. 63-79.