

## **НЕЙРО-НЕЧЕТКИЙ ПОДХОД К ВЫБОРУ ПРОЕКТНЫХ РЕШЕНИЙ ПРИ РАЗРАБОТКЕ БЛА**

**Нгуен Тхань Лонг<sup>1</sup>, Нгуен Куанг Тхьонг<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Научно-исследовательский институт ракетной техники, Ханой, Вьетнам

<sup>2</sup>Государственный технический университет им. Ле Куй Дона, Ханой, Вьетнам

### **Аннотация**

Нейро-сетевое моделирование проектных решений разработки беспилотника (БЛА) в условиях действия неконтролируемых факторов требует решение задачи выбора рациональных (оптимальных) проектных решений (параметров) БЛА методами нечеткой логики. Решение задачи выбора оптимальных проектных параметров БЛА методом нечеткой логики реализуется с помощью нейросетевой оптимизации проектных решений в терминах нечеткой логики и является эффективным инструментом при разработке современных БЛА. Разработать нейро-сетевой подход к выбору проектных решений (параметров) БЛА, функционирующего в условиях действия факторов неопределенности (неконтролируемых) для повышения эффективности выполнения целевых задач.

### **Ключевые слова**

Нейро-сетевой подход, проектные решения (параметры), БЛА, нечеткая логика, нечеткий вывод, статистические выборки.

---

---

### **Введение**

Анализ существующих и перспективных систем беспилотников (БЛА) в различных областях экономики показывает все возрастающие тенденции применения БЛА в новых областях, с повышением эффективности их действия. Широкое применение БЛА стало обычной практикой последнего десятилетия.

В любой ситуации, при любом применении БЛА, его функционирование сопровождается воздействием на него неконтролируемых факторов, т.е. БЛА работает в условиях многофакторной неопределенности. Управление БЛА в условиях действия неконтролируемых факторов приводит к необходимости привлекать различные информационные гипотезы, обосновывать применение различных сверток неконтролируемых факторов, т.е. принимать решение в условиях неопределенности [1].

Принятие проектных решений (параметров) в условиях действия неконтролируемых факторов приводит к неоднозначности при выборе проектных параметров, что невозможно при проектировании современных БЛА. В настоящее время существует несколько подходов к работе с неконтролируемыми факторами. Это использование регламентирующих документов, таких как, стандартной атмосферы, норм прочности материалов и конструкций БЛА и др. Широко используется аппарат сверток неконтролируемых факторов, которые жестко привязываются к располагаемым информационным ситуациям. При этом проблема остается в том, что с одной стороны область значений факторов неопределенности само может являться неопределенной. С другой стороны, сама природа неконтролируемых факторов может быть нестохастической, а подчиняться более общим статистическим закономерностям. В такой ситуации необходимо применять более общий аппарат, связанный с такими понятиями, как нечетким

множеством, нечеткой логикой, лингвистическими переменными, нечетким выводом заключений и т.д. Лингвистическая переменная отличается от четкой числовой переменной тем, что ее значениями являются не определенные числа, а слова или фразы (предложения) в естественном или формальном языке.

Другой вид неопределенности связан с проектированием БЛА по условиям выполнения некоторой расчетной задачи. Однако правильное определение расчетной задачи является весьма сложной проблемой. Более того, такая расчетная задача может и не существовать. Поэтому при выборе проектных параметров БЛА целесообразно учитывать весь диапазон выполняемых задач.

Аппарат нечетких множеств позволяет во многом обосновать описание неконтролируемых факторов и тем более выбирать рациональные (оптимальные) проектные решения (параметры).

Одной из ключевых операций в процедурах нечеткости является построение функции принадлежности [2-6], где определяющую роль играет ЛПР. Нейросеть позволяет сформировать практически любую функцию принадлежности, в соответствии с требованиями задачи принятия проектных решений (параметров). Это следует из того, что нейросеть по одной функции активации способна за счет межнейронных связей, восстанавливать функциональные связи требуемой сложности.

Аппарат статистического синтеза позволяет формировать статистические выборки, по которым генерируются оптимальные законы самонаведения, зависящие от неконтролируемых факторов. Такая система обеспечивает управление в виде непрерывных управляющих воздействий на объект для достижения поставленной цели и обеспечения качества управления. Такая система реализуется в виде нейросети, которая по поступающей текущей информации о состоянии внешней среды вырабатывает соответствующие управляющие воздействия [1, 7, 8].

Цель работы – Разработать нейро-сетевой подход к выбору проектных решений (параметров) БЛА, функционирующего в условиях действия факторов неопределенности (неконтролируемых) для повышения эффективности выполнения целевых задач.

## Постановка задачи

Рассматривается беспилотник (БЛА), цель которого является достижение подвижной цели. Характеристиками цели являются случайные величины  $x$  известного заданного распределения. К ним относятся [1, 10 – 15].

$x_{ц}$  – координата цели по оси  $x$ , распределенная по нормальному закону с математическим ожиданием  $m_x$  и средним квадратическим отклонением  $\sigma_x$  ;

$z_{ц}$  – координата цели по оси  $z$ , распределенная по нормальному закону с математическим ожиданием  $m_z$  и средним квадратическим отклонением  $\sigma_z$  ;

$v_{ц}$  – скорость цели, распределенная по закону Релея, со средним квадратическим отклонением  $\sigma_v$  ;

$k_{ц}$  – курс цели, распределенный по равномерному закону на отрезке  $[0, 2\pi]$ .

Таким образом, вектор неконтролируемых факторов имеет следующий состав  $\omega = (x_{ц}, z_{ц}, v_{ц}, k_{ц})$ . Управление БЛА может выбираться как в виде программного управления

$u(\alpha(t), \beta(t))$ , где  $\alpha(t) = C_1 e^{-\gamma_1(t-t_0)^2}$  – программа изменения угла атаки;  $\beta(t) = C_2 e^{-\gamma_2(t-t_0)^2}$

- программа изменения угла скольжения, так и в виде позиционного управления [1, 13, 15].

$$\alpha(\omega) = c_1 x_{ц} + c_2 z_{ц} + c_3 v_{ц} + c_4 k_{ц} \quad (1)$$

$$\beta(\omega) = a_1 x_{ц} + a_2 z_{ц} + a_3 v_{ц} + a_4 k_{ц}$$

Для задач с дальностью до 200–250 км обычно применяется позиционное управление. Задача ставится следующим образом [1, 15].

Найти

$$P_{\max}^{opt} = \max_{\{\alpha(\omega), \beta(\omega)\}} \cup_{\omega \in W} P_{\max}(\alpha(\omega), \beta(\omega)) \quad (2)$$

Здесь максимум ищется по всем возможным сочетаниям неконтролируемых факторов  $\omega$ . Задачу (2) можно переписать в явном виде от варьируемых параметров [1, 15]

$$P_{\max}^{opt} = \max_{\substack{\{c_1, c_2, c_3, c_4\} \\ \{a_1, a_2, a_3, a_4\}}} \cup_{\omega \in W} P_{\max}(c_1 x_u + c_2 z_u + c_3 v_u + c_4 k_u + a_1 x_u + a_2 z_u + a_3 v_u + a_4 k_u) \quad (3)$$

Правила самонаведения (1) реализуются на участке самонаведения, который записывается в виде [1, 16–18].

Если ( $P = 0$  и  $H > 40$ ) то  $\alpha = 0$

$$\text{иначе } A = m(t) \cdot g \cdot \cos \theta, \quad z = P + c_y^\alpha \cdot \frac{\rho v^2}{2} \cdot s_k, \quad ALFA = \frac{A}{z}.$$

Если самонаведение, то

$$ALFA = c_1 x_u + c_2 z_u + c_3 v_u + c_4 k_u, \quad SOP = c_{x_0} \cdot \frac{\rho v^2}{2} \cdot s_k,$$

$$D = \cos(\theta) \cdot (P - SOP - m(t) \cdot g \cdot \sin(\theta)) \cdot tg(0.01 - K),$$

$$F = P - c_z^\beta \cdot \frac{\rho v^2}{2} \cdot s_{on},$$

$$BETA = \frac{D}{F}.$$

Если самонаведение, то

$$BETA = a_1 x_u + a_2 z_u + a_3 v_u + a_4 k_u.$$

Здесь  $P$  – тяга двигательной установки (ДУ),  $H$  – высота полета,  $m(t)$  – текущая масса БЛА,  $g$  – ускорение свободного падения,  $c_y^\alpha$  – производная  $c_y$  по углу атаки,  $\rho$  – плотность среды,  $s_k$  – площадь крыла,  $c_z^\beta$  – производная  $c_z$  по углу скольжения,  $s_{on}$  – площадь оперения,  $K$  – угол курса.

### Задача оптимального проектирования БЛА в условиях многофакторной неопределенности в нейросетевой постановке

К задачам, составляющим предмет нейросетевого проектирования, относятся задачи принятия проектных решений в условиях многофакторной неопределенности. Методическую основу составляют здесь нейросетевые технологии и обеспечивающие их соответствующие базы данных. Особую значимость нейросетевые технологии имеют при разработке интеллектуализированных подсистем БЛА и интеллектуализированных процессов их функционирования.

Рассмотрим постановку задачи принятия проектных решений нейросетевыми методами и алгоритм ее решения [1, 18].

Пусть задан вектор проектного решения  $d = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$  и вектор неконтролируемых факторов  $w = \{w_1, w_2, \dots, w_m\}$ , которые определены на своих допустимых областях  $d \in D, w \in W$ .

Множество неконтролируемых факторов  $W$  характеризуется номенклатурным множеством

$W_N = \{w_{N_i}, i = \overline{1, N}\}$ , представляющим собой список наименований неконтролируемых факторов, представляемых в виде лингвистических переменных, при этом каждый фактор принимает конкретные численные значения  $w_i^j$  в некоторой области  $\omega_i$ , т.е.  $w_i = \{w_i^j, i \in N, j \in \omega_i\}$ .

Предполагается, что существует математическая модель проектируемого БЛА –  $\Phi(\square)$ , связывающая критерий оптимальности (функционал задачи) проектной задачи с проектным решением и неконтролируемыми факторами:  $J = \Phi[W, D]$ . [16–18].

На вектор проектного решения, помимо двухсторонних параметрических ограничений

$$d_{i_{\min}} \leq d_i \leq d_{i_{\max}}, i = \overline{1, n}, \quad \text{накладываются функциональные ограничения вида:} \\ g_j(d) \geq 0, j = \overline{1, s}.$$

Характерным примером таких ограничений в задачах проектирования БЛА является ограничение на вероятность выполнения целевой задачи ( $P$ ) снизу:  $g_1(d) = P(d) \geq P^{3ad}$ ,

где  $P^{3ad}$  – нижний предел на вероятность выполнения целевой задачи или верхнее ограничение на энергетику ЛА, например, на запас топлива;

$$g_2(d) = m_T(d) \leq m_T^{3ad},$$

где  $m_T^{3ad}$  – верхний предел на запас топлива.

Векторы  $d$  и  $w$  являются входными данными для нейронной сети, т.е. на каждый нейрон входного слоя подаются соответствующие компоненты  $d_i, i = \overline{1, n}$ ;  $w_j, j = \overline{1, m}$ . В случае, если функционал задачи, например, вероятность выполнения задачи  $P$  рассчитывается статистическим образом, то входом на нейроны входного слоя являются дисперсии неконтролируемых факторов  $\sigma_{w_j}, j = \overline{1, m}$  или диапазон изменения неконтролируемых факторов, если соответствующие законы распределения неизвестны.

В качестве выходных данных НС принимаются функционал задачи  $J$  и вектор оптимального проектного решения  $d^*$ , т.е. число нейронов выходного слоя равно  $n + 1$ .

Процесс принятия оптимального проектного решения в условиях многофакторной неопределенности обеспечивается процедурой настройки НС, в процессе которой выбирается количество промежуточных слоев НС, количество нейронов в этих слоях, структура связей между слоями, устанавливаются значения весов нейронов и выбираются функции активации нейронов. Все перечисленные операции в своей совокупности приводят к построению комплексного оператора свертки в нейросетевом исполнении.

Результатом работы (выходом) построенной НС является область достижимости  $\Omega_d$  с последующей ее максимизацией  $\Omega_d \Rightarrow \max$ . Операция максимизации на нейросетях осуществляется в итерационном режиме, где на каждой итерации последовательно увеличиваются диапазоны изменения неконтролируемых факторов, которые поступают на входной слой НС. В случае, если оптимизируется функционал задачи, то на каждой итерации изменяется эталонное значение функционала на выходном слое НС и под каждое новое значение функционала подбираются соответствующие значения синаптических весов и смещений НС.

В целом алгоритм функционирования НС можно представить следующим образом: на нейроны входного слоя подается вектор  $x = \{d, \sigma_{w_j}, j = \overline{1, m}\}$  и на их выходах формируются

$$\text{следующие значения } y_j = f \left( \sum_{i=1}^N \tilde{w}_{ij} x_i - b_j \right), j = \overline{1, m}. [1, 16–18].$$

### Задача выбора рациональных (оптимальных) проектных решений (параметров) методами нечеткой логики

Рассматривается задача выбора векторов проектных параметров  $\vec{d} = (d_1, d_2, \dots, d_n)$ , определяющих облик БЛА. Проектные параметры определяются на области допустимых решений:  $d_{i_{\min}} \leq d_i \leq d_{i_{\max}}, i = \overline{1, n}$ , где  $d_{i_{\min}}, d_{i_{\max}}, i = \overline{1, n}$  – заданные ограничения. БЛА функционирует в условиях действия  $m$  неконтролируемых факторов, составляющих вектор  $\vec{\omega} = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)$ .

Относительно вектора  $\vec{w}$  известен лишь диапазон его параметров. Вектор неконтролируемых параметров  $\vec{w}$  задан лингвистической переменной  $L_n$ . Входная лингвистическая переменная образует множество лингвистических значений  $\{TF_i, i = \overline{1, m}\}$ , т.е. множество терм-факторов.

Каждому терм-фактору соответствует универсум  $U_i$  с базовой переменной  $\chi_i, i = \overline{1, m}$ . Заданы два вида функции принадлежности  $\mu_R(x)$  [1, 16 – 18].

$$\text{- треугольная } \mu_R(x) = \max \left[ \min \left( \frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right];$$

$$\text{- гауссиан } \mu_R(x) = \exp \left[ - \left( \frac{x-c}{\sigma} \right)^2 \right].$$

Здесь  $a, b, c, \sigma$  – параметры функции принадлежности  $\mu_R(x)$ , подлежащие определению исходя из условия минимума принятых параметров оптимальности. В качестве выходной лингвистической переменной рассматривается вектор оценочных характеристик  $J_i, i = \overline{1, l}$ , по которым определяется допустимое проектное решение.

Проектное решение  $Ad$ , при котором достигается экстремальное решение оценочного функционала  $J_i, i = \overline{1, l}$ , где  $l$  – число частных критериев оптимальности. По существу, здесь выходная лингвистическая переменная представлена векторным критерием, для которого понятие «экстремальное решение» не существует. Но, так как здесь, при решении задачи, используется нейросеть, можно применить инверсный метод оптимизации, который при реализации на нейросети формулирует рациональное сочетание частных критериев оптимальности.

Таким образом, в задаче необходимо найти такой вектор проектных параметров  $\vec{d} = (d_1, d_2, \dots, d_n)$  и такие настройки  $a, b, c, \sigma$  функций принадлежности  $\mu_R(x)$ , при которых частные критерии оптимальности принимают рациональные (оптимальные) значения [1, 7–9].

В целом, здесь возникает многокритериальная проектная задача, которая решается с привлечением так называемых принципов оптимальности. Принцип оптимальности – это такое правило, согласно которому исходное множество частных критериев оптимальности преобразуется в некоторый один обобщенный критерий. Таких принципов оптимальности существует много и здесь возникает проблема по выбору нужного принципа. При работе с нейросетью такой проблемы не возникало, так как в нейросети реализуется принцип параллельных вычислений на основе инверсного метода оптимизации. Поэтому под рациональным (оптимальным) проектным решением понимается решение, полученное в результате работы инверсного метода оптимизации.

## Нейро-нечеткая оптимизация проектных параметров БЛА

Нейро-нечеткую систему можно условно разделить на две части: аппарат нечеткого вывода – в основном предназначен для подготовки исходных статистических данных и собственно нейросеть, где проводится моделирование БЛА и оптимизация проектных решений.

Нейросетевая оптимизация проводится инверсным методом, схема применения которого на нейросети представляется для функции одной переменной  $y = f(t)$ . Задается исходная выборка объема  $\Delta T: t = t_i, y = y_i = f(t_i), i = \overline{1, N}$ . Далее, применяя операцию инверсии, строится обратная выборка (по существу это лишь грубая аппроксимация обратной выборки, зависящая от объема исходной выборки):  $y = y_i = f(t_i), t = t_i, i = \overline{1, N}$ . По обратной выборке осуществляется обучение нейросети, в результате чего формируется, не явно, функциональная связь  $t = f^{-1}(y)$ . В вычислительном режиме, в окно “что ... если” приводятся значения функции  $y$  и аргумента  $t$  [7].

Далее осуществляется итерационный процесс вида [8].



$$y_i = y_{i-1} - \Delta y_{i-1}, \quad (4)$$

где  $i$  – номер итерации, с выдачей значения аргумента  $t_i$ .

Итерации прекращаются если дальнейшее уменьшение  $y$  становится невозможным, о чем в нейросети предусмотрено специальное сообщение.

Для повышения точности ответа, после останова итераций, осуществляются итерации в обратном направлении, но с меньшим шагом [8].

$$y_i = y_{i-1} + \Delta y_{i-1} / k; \quad k > 1, \quad (5)$$

где  $k$  – параметр метода.

Шаги (4) и (5) чередуются до тех пор, пока не будет достигнута требуемая точность по значению. При этом значение параметра  $k$  при переходе от (5) к (4) и от (4) к (5) последовательно увеличивается. Это было описание нейросетевой реализации инверсного метода.

Заметим, что представление аргументов в виде тригонометрических полиномов полностью соответствует комбинации базисной функции нейросети, в качестве которой принят сигмоид [19-23].

Комбинация базисных функций определяется количеством нейронов в промежуточных слоях, количеством этих слоев, и видом межнейронных связей.

## **Библиография**

1. Балык В.М. Статистический синтез проектных решений при разработке сложных систем. – М.: изд-во МАИ, 2011, 280с.
2. Тархов Д.А. Нейросетевые модели и алгоритмы: Справочник / Д.А. Тархов. – Москва. Радиотехника, 2014. – 349с. : ил. – Библиография: с. 337 – 340.
3. Галушкин, А.И. Теория нейронных сетей / А.И. Галушкин. М.: ИПРЖР, 2000. -415 с.
4. Терехов, В.А. Нейросетевые системы управления / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. М.: ИПРЖР, 2002. – 480 с.
5. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Ф. Уоссермен. -М.: Мир, 1992. -184 с.
6. Васильев А.Н., Тархов Д.А. Нейросетевое моделирование. Принципы. Алгоритмы. Приложения. – СПб.: Изд-во СПбГПУ, 2009. – 528 с.
7. Балык В.М., Веденков К.В., Кулакова Р.Д. Статистический синтез многоцелевой системы летательных аппаратов оптимального типажа // Общероссийский научно-технический журнал «Полет», №5, 2014, – С. 11-18.
8. Балык В.М., Ильичев А.В., Сорокин В.А. Методы принятия проектных решений на основе моделей эффективности двухсредного летательного аппарата: Учебное пособие. – М.: Изд-во МАИ, 2015, – 220 с.
9. Безвербый В.К., Зернов В.И., Перельгин Б.П. Выбор проектных параметров летательных аппаратов: Учеб. пособие. – М.: МАИ, 1984, – 375 с.
10. Брусов В.С., Баранов С.К., Оптимальное проектирование летательных аппаратов. Многоцелевой подход. – М.: Машиностроение, 1989, – 230 с.
11. Матвеев Ю.А., Ламзин В.В. Метод выбора проектных параметров модификаций космических аппаратов дистанционного зондирования Земли при наличии ограничений. // Вестник МАИ, 2008, №1, том 15, – С. 44-55.
12. Пиявский С.А., Брусов В.С., Хвилон Е.А. Оптимизация параметров многоцелевых летательных аппаратов. М., «Машиностроение», 1974, – 168 с.
13. Тарасов Е.В. Алгоритмы оптимального проектирования летательных аппаратов. – М.: Машиностроение, 1970, -364 с.
14. Цеверов Д.Н. Проектирование беспилотных летательных аппаратов. – М.: Машиностроение, 1978, – 264 с.
15. Тарасов Е.В., Балык В.М. Методы проектирования летательных аппаратов: Учебник. – М.: Изд-во МАИ, 2006, – 96 с.

16. V.M. Balyk ; Nguyen Quang Thuong. Statistical Synthesis of the Principle of Rational organization of a Complex Technical System. 2019 International Conference on Engineering and Telecommunication (EnT) Publication Year: 2019, Page(s): 1–4, 20-21 Nov. 2019 . DOI: 10.1109/EnT47717.2019.9030569. Date Added to IEEE *Xplore*: 12 March 2020. Publisher: IEEE

17. Nguyen Quang Thuong. Method of Combining the Synthesis of Program Control with Homing Methods for the Problem of UAV's Control in Conditions of Multifactorial Uncertainty. 2019 International Conference on Engineering and Telecommunication (EnT) Publication Year: 2019, Page(s): 1–4, 20-21 Nov. 2019 DOI: 10.1109/EnT47717.2019.9030569. Date Added to IEEE *Xplore*: 12 March 2020. Publisher: IEEE.

18. Nguyen Quang Thuong. Anh Hien Vu. T.V. Yagodkina. The task of combined UAV's control in conditions of multi-factor uncertainty. Задача совмещенного управления БЛА. Radioengineering №1(2) – 2020 year. Радиотехника-1(2), том 84, с.55-61; DOI 10.18127/j00338486-202001(02)-06.

19. Яхъяева Г. Нечеткие множества и нейронные сети / М.: Национальный Открытый Университет "ИНТУИТ", 2016. – 187 с.

20. Белозерова Г. И., Скуднев Д. М. Нечеткая логика и нейронные сети. Часть I: Учебное пособие / Липецкий государственный педагогический университет имени П. П. Семёнова-Тян-Шанского, 2017 – 64 с.

21. Бодянский Е. В., Руденко О. Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения/ Харьков: Телетех, 2004. – 369 с.

22. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы /М.: Горячая линия – Телеком, 2006, – 452 с.

23. Борисов А.Н. и др. Модели принятия решений на основе лингвистической переменной. – Рига: Зинатне, 1982. – 256с.

## **A NEURO-FUZZY APPROACH TO SELECTING DESIGN DECISIONS IN BLAH DEVELOPMENT**

**Nguyen Thanh Long<sup>1</sup>, Nguyen Quang Thuong<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Research Institute of Rocket Engineering, Hanoi, Vietnam

<sup>2</sup>The Le Quy Don State Technical University, Hanoi, Vietnam

### **Abstract**

Neural network modeling of design decisions of unmanned aerial vehicle (UAV) development under uncontrollable factors requires solving the problem of selecting rational (optimal) UAV design decisions (parameters) by fuzzy logic methods. The solution of the problem of selecting optimal design parameters of UAV by fuzzy logic method is realized by means of neural network optimization of design solutions in terms of fuzzy logic and is an effective tool in the development of modern UAVs. To develop a neural-network approach to the selection of design decisions (parameters) of a UAV functioning under the conditions of uncertainty factors (uncontrollable) to improve the efficiency of the target tasks.

### **Keywords**

Neural network approach, design decisions (parameters), UAV, fuzzy logic, fuzzy inference, statistical sampling.