

И. В. Игумнов, аспирант, rtif555@gmail.com, **Н. Н. Куцый**, д-р техн. наук, проф., kucyinn@mail.ru,
Иркутский национальный исследовательский технический университет, г. Иркутск

Алгоритм параметрической оптимизации автоматических систем с ШИМ-элементом, имеющим в своем составе нейронную сеть

Решена задача конкретизации значений коэффициентов алгоритма обучения нейронной сети (ОНС) применительно к системам, содержащим звенья с широтно-импульсной модуляцией, имеющим в своем составе искусственную нейронную сеть. Введен составной критерий наименьшего числа итераций алгоритма ОНС. Рассмотрены наиболее распространенные варианты построения нейронной сети: сеть на основе модуляционной характеристики; полносвязная однослойная нейронная сеть; полносвязная однослойная нейронная сеть с обратными связями. Приведены результаты работы генетического алгоритма по определению коэффициентов ОНС, настраивающего автоматическую систему на достижение экстремального значения интегрального критерия качества с использованием вышесказанных вариантов нейронных сетей и пяти функций активации нейронов.

Ключевые слова: генетический алгоритм, искусственная нейронная сеть, широтно-импульсная модуляция, обучение нейронной сети, метод Нелдера—Мида, интегральный критерий

Введение

При синтезе автоматических систем регулирования (ACP) большой интерес представляет использование импульсных элементов, сформированных на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) [1, 2], в частности системы с широтно-импульсной модуляцией (ШИМ). При этом возникает задача параметрической оптимизации, под которой понимается вычисление значений синаптических весов нейронной сети относительно выбранного критерия качества ACP, и которую с достаточной для практики точностью решает алгоритм обучения нейронной сети (ОНС) [3], сформированный на основе метода Нелдера—Мида. Но для него, как и для большинства подобных алгоритмов, существует проблема определения коэффициентов (отражения α , растяжения γ , сжатия β , усечения d). В целях расширения области применения сформированного алгоритма ОНС, в том числе и для АCP, в которых процессы протекают достаточно быстро, введено условие: при нахождении экстремума критерия следует стремиться к уменьшению числа итераций. Вышесказанное и определяет специфику решаемой проблемы. Разумеется, существуют рекомендованные значения указанных коэффициентов [4, 5], но в работах [4, 6] определены их возможные границы для большинства задач, а в работе [6] показан ряд задач, в которых рекомендованные значения не приводят к сходимости алгоритма. Тем самым, необходимо конкретизировать рекомендованные коэффициенты ОНС [4], что в данной статье выполняется с помощью генетического алгоритма (ГА).

Таким образом, здесь применено понятие "гибридный искусственный интеллект", который складывается из трех составляющих:

- 1) нейронные сети, которые используются для построения ШИМ-элемента;
- 2) алгоритм ОНС, предназначенный для вычисления значений синаптических весов ИНС;
- 3) ГА, который и определяет значения коэффициентов алгоритма ОНС.

В настоящей работе при конкретизации коэффициентов алгоритма ОНС предлагается использовать следующий критерий:

$$\bar{I} = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^B \frac{r_{jk}}{BN} - a \sum_{k=1}^B (\hat{I}_{\bar{k}} - \bar{I}_{\bar{k}}), \quad (1)$$

где r_{jk} — число итераций алгоритма ОНС на j -м начальном симплексе при k -й функции активации нейронов; $\hat{I}_{\bar{k}}$ — минимальное значение критерия оценки качества АCP при \bar{k} -й функции активации, полученное при рекомендованных значениях параметров ОНС [3]; $\bar{I}_{\bar{k}}$ — минимальное значение критерия оценки качества АCP при \bar{k} -й функции активации, полученные в результате моделирования; B — число выбранных функций активации; N — число начальных симплексов; a — нормирующий коэффициент.

Так как этот критерий — составной, относящийся к группе векторных критериев, о методике его решения сказано ниже.

Описание автоматической системы

Структурная схема настраиваемой алгоритмом ОНС автоматической системы представлена на рис. 1.

Здесь $G_p(p)$ — оператор объекта регулирования; $u(t)$ — выход ШИМ-элемента; G_{ie} — оператор ШИМ-элемента, использующий нейронную сеть; $p = d/dt$ — оператор дифференцирования; $\lambda(t)$ — задающее воздействие; $x(t)$ — регулируемая величина; $\varepsilon(t)$ — ошибка системы.

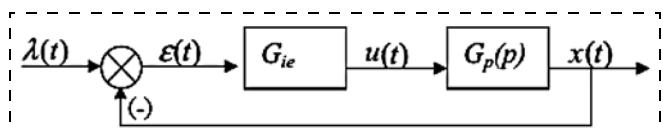


Рис. 1

Процессы, протекающие в АСР, можно представить в следующем виде:

$$\begin{aligned}\varepsilon(t) &= \lambda(t) - x(t); \\ u(t) &= G_{ie}\varepsilon(t); \\ x(t) &= G_p(p)u(t).\end{aligned}\quad (2)$$

Характеристика ШИМ-элемента имеет вид

$$u(t) = \begin{cases} +1, & \text{при } \varepsilon[kT] > 0 \text{ и при } kT \leq t < kT + t_k; \\ -1, & \text{при } \varepsilon[kT] < 0 \text{ и при } kT \leq t < kT + t_k; \\ 0, & \text{при } kT + t_k \leq (k+1)T; \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{aligned}t_k &= \gamma_k T; \\ k &= 1, 2, \dots,\end{aligned}\quad (4)$$

где T — период цикла работы ШИМ-элемента; t_k — длительность (ширина) k -го импульса; k — скважность k -го импульса, которая определяется с помощью ИНС [8], тем самым она работает в циклическом режиме.

В работе применяются наиболее распространенные варианты ИНС: первый из них в значительной мере совпадает с тем, что представлен в

работе [8]; во втором используется полносвязная однослойная нейронная сеть [9, 10]; в третьем применена полносвязная однослойная нейронная сеть с обратными связями [9, 10].

Первый вариант ИНС представлен на рис. 2. Этот вариант ИНС сформирован на основе модуляционной характеристики ШИМ-элемента [11, 12]:

$$\gamma_k = \sum_{j=1}^m q_j \varepsilon_i[kT]^j, \quad i = 1, 2; \quad (5)$$

$$\varepsilon_1[kT] = \varepsilon[kT] + \beta_1 \varepsilon'[kT]; \quad (6)$$

$$\varepsilon_2[kT] = \varepsilon[kT] + \beta_2 \Delta \varepsilon[kT], \quad (7)$$

где γ_k — скважность k -го импульса; $\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_m)$ — вектор настраиваемых параметров; $\Delta \varepsilon[kT]$ — первая разность ошибки регулирования, вычисляемая по формуле $\Delta \varepsilon[kT] = \varepsilon[kT] - \varepsilon[(k-1)T]$; $\varepsilon'[kT]$ — значение первой производной ошибки регулирования в моменты времени kT ($k = 0, 1, \dots$); β_1, β_2 — весовые коэффициенты [11]. В данной работе $\varepsilon_i[t]$ ($i = 1, 2$) определяется с помощью нейронной сети, на входы которой поступают ошибка регулирования и либо первая производная ошибки, либо ошибка в предыдущий момент времени.

На рис. 2 нейрон Nr_1 с учетом выражения (5) имеет модульную функцию активации $\phi(s) = |s|$, где s — результат линейного сумматора нейрона [8, 13], на который поступают со входа 1 — ошибка регулирования $\varepsilon[kT]$ и со входа 2 — либо $\varepsilon'[kT]$, либо $\varepsilon[(k-1)T]$, с весовыми коэффициентами w_{11} (в случае использования производной весовой коэффициент $w_{11} = 1$, а при применении разности $w_{11} = 1 + \beta_2$) и w_{21} ($w_{21} = \beta_1$ и $w_{21} = -\beta_2$ соответственно [8]); Nr_i ($i = 2, \dots, m$) — нейроны скрытого слоя; $w_{32}, \dots, w_{3, m}, w_{4, m+1}, \dots, w_{m+2, m+1}$ — весовые коэффициенты, образующие вместе с w_{11} и w_{21} матрицу весовых коэффициентов \mathbf{W}_1 .

Второй и третий варианты (рис. 3, 4) реализации ИНС сформированы на основе теории нейронных сетей [9, 10].

На рис. 3 Nr_i — нейроны скрытого слоя ($i = 1, \dots, m$), $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1, m}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2, m}$ и $w_{3, m+1}, \dots, w_{m+2, m+1}$ — весовые коэффициенты, образующие матрицу весовых коэффициентов \mathbf{W}_2 .

На рис. 4 Nr_i — нейроны скрытого слоя, C_i — значение выходов нейронов на предыдущем цикле работы нейронной сети ($i = 1, \dots, m$); $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1, m}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2, m}, w_{31}, w_{32}, \dots, w_{3, m+1}, \dots, w_{m+3, 1}, w_{m+3, 2}, \dots, w_{m+3, m+1}$ — весовые коэффициенты, образующие матрицу весовых коэффициентов \mathbf{W}_3 .

В качестве оценки работы автоматической системы принят интегральный критерий, который в общем виде может быть записан следующим образом:

$$I(\mathbf{W}_i) = \int_0^\infty F(\varepsilon(t, \mathbf{W}_i)) dt. \quad (8)$$

Здесь $\varepsilon(t, \mathbf{W}_i)$ — ошибка системы ($i = 1, 2, 3$), F — выпуклая функция.

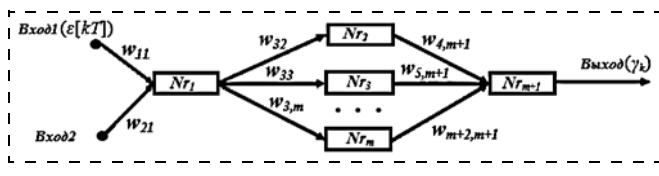


Рис. 2

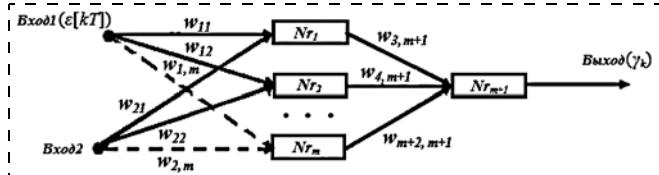


Рис. 3

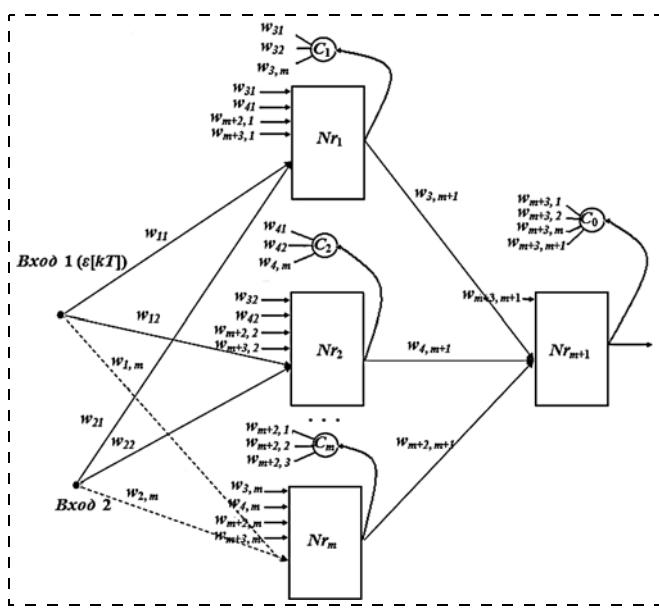


Рис. 4

Алгоритм ОНС, сформированный на основе метода Нелдера — Мида

Как говорилась ранее, для обучения ИНС разработан алгоритм ОНС [3], который построен на основе метода Нелдера — Мида. Исходя из специфики решаемой задачи представим последовательно и достаточно подробно те моменты, которые определяют его работоспособность. Для дальнейшего изложения обратимся к ИНС (см. рис. 3), которая наиболее наглядно отражает суть формирования начальных симплексов.

Во-первых, в целях обеспечения сходимости алгоритма к глобальному экстремуму формируется достаточно большой набор начальных симплексов, состоящих, как известно, из $(n + 1)$ -й точки, каждая из которых имеет n координат, где n (в нашем случае) — число весовых коэффициентов ИНС и $n = 3$. Координаты n первых точек этих симплексов назначены таким образом, чтобы выход нейронной сети отражал реакцию на значения отдельного синаптического веса [5]. Это достигается путем представления ИНС в виде ориентированного графа, где вершинами графа считаются нейроны, вход(ы) и выход(ы) ИНС. Дальше для каждой точки симплекса строится путь, соединяющий вершины-входы со всеми вершинами-выходами, содержащий приоритетную дугу (приоритетный вес), и оформляется набор дуг, входящих в этот путь. Если приоритетная дуга соединяет вершину-вход с вершиной-нейроном, к этому набору добавляются дуги, соединяющие эту же вершину-нейрон с другим вершинами-входами. После этого в выбранной точке симплекса все веса, входящие в этот набор дуг, приравниваются к 1, а приоритетный вес — соответственно значению ξ . В соответствии с работой [4] в $(n + 1)$ -й точке значение всех синаптических весов принимаются равными 0. Также в точках симплекса используется варьирование знака приоритетного веса ξ , и как результат предварительных исследований конкретизированы значения ξ в виде $\pm 1, \pm 10, \pm 100, \pm 1000$. Для одного из этих значений при $n = 6$ будем иметь 64 начальных симплексов (размещение с повторением двух элементов по шести позициям), а в конечном итоге — 256 начальных симплексов.

Во-вторых, указанное выше число начальных симплексов определяет соответствующий достаточно большой объем исследований. В целях его уменьшения для всех начальных симплексов предлагается выполнить следующие операции. В каждом симплексе для всех точек вычисляется значение критерия (8), которое в данном случае обозначается I_{ij} , где $i = 1, 2, \dots$ — номер симплекса, $j = 1, 2, \dots$ — точка i -го симплекса. Затем определяется \hat{I} — характеристическое число симплекса: $\hat{I} = \min(I_{ij})$. Далее рассматриваются только те симплексы, для которых $\frac{\hat{I}}{\min(\hat{I})} \leq \mu$ (где μ — произвольное натуральное число > 1).

В-третьих, с каждым из этих симплексов выполняются основные операции метода Нелдера — Мида [4]:

1. *Сортировка* — из вершин симплекса (векторов значений весовых коэффициентов z) выбираются три точки: z_h с наибольшим (из выбранных) значением критерия I , точка z_g со следующим по величине значением критерия и точка z_l с наименьшим значением критерия (h, g, l — индексы точек z_h, z_g и z_l в вершинах симплекса).

2. *Отражение* — проектирование z_h через центр тяжести в соответствии с соотношением

$$z_r = (1 + \alpha)z_c - \alpha z_h, \quad (9)$$

где α является коэффициентом отражения; z_r — точка отражения; z_c — центр тяжести, вычисляемый по формуле $z_c = \sum_{i=1}^{n+1} \frac{z_i}{n+1}, i \neq h$.

3. *Растяжение* — если $I(z_r) < I(z_l)$, то направление отражения признается удачным, и делается попытка растянуть симплекс в этом направлении:

$$z_e = (1 - \gamma)z_c - \gamma z_r, \quad (10)$$

где γ представляет собой коэффициент растяжения; z_e — точка растяжения. Если $I(z_e) < I(z_l)$, то z_h заменяется на z_e , происходит проверка на критерий окончания поиска, и в случае неуспеха процедура продолжается с новой итерацией с операции *Сортировка*. В противном случае z_h заменяется на z_r и также проводится проверка на критерий окончания поиска (14) и в случае неуспеха продолжается с операции *Сортировка*.

4. *Сжатие* — если $I(z_g) < I(z_r)$, то считается, что симплекс слишком велик и его необходимо сжать. Сжатие может быть внутренним и внешним.

Внешнее сжатие. Если $I(z_r) < I(z_h)$, то вычисляется

$$z_s = z_c + \beta(z_r - z_c), \quad (11)$$

где β представляет собой коэффициент сжатия; z_s — точка сжатия.

Если $I(z_s) < I(z_l)$, добавляем точку z_s в множество точек симплекса вместо z_h и заканчиваем итерацию (проверяем условие сходимости (14)), иначе проводим операцию усечения, о которой сказано ниже.

Внутреннее сжатие. Если $I(z_h) < I(z_r)$, то вычисляется

$$z_s = \beta z_h + (1 - \beta)z_c. \quad (12)$$

Затем поступаем аналогичным образом, что и при внешнем сжатии.

5. *Усечение* (редукция). Вычисляется новый симплекс:

$$z_i = z_l + \frac{z_i - z_l}{d}, i = 1, \dots, n + 1, i \neq l. \quad (13)$$

Критерий окончания поиска (условие сходимости) [4], примененный в данной работе, с учетом

конкретики решаемой задачи определяется выражением

$$\left\{ \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^{n+1} [I(z_i^{(\bar{k})}) - I(z_c^{(\bar{k})})]^2 \right\}^{1/2} \leq \bar{\varepsilon}, \quad (14)$$

где $\bar{\varepsilon}$ — произвольное малое число; $I(z_c^{(\bar{k})})$ — значение целевой функции в центре тяжести симплекса; $\bar{k} = (1, 2, 3, \dots)$ — номер итерации ОНС.

При выполнении критерия окончания поиска точка с наименьшим значением критерия I будет считаться решением по данному симплексу.

После обработки всех симплексов происходит сравнение их результатов и выбирается точка с наименьшим значением критерия I , и ее значения синаптических весов считаются оптимальными.

Описание генетического алгоритма

Указанный выше ГА, определяющий параметры ОНС, построен на основе работы [15]. Согласно работе [15] каждый параметр ОНС должен быть представлен в виде хромосомы, длина которой в закодированном виде определяется следующим образом:

$$L_j = \left\lceil \log_2 \frac{S_j}{\delta_j} \right\rceil + 1; j = 1, 2, \dots, m, \quad (15)$$

где под $[r]$ понимается наименьшее целое, большее или равное r [16], но исходя из специфики задачи — большее; S_j — ограничение j -го параметра сверху; δ_j — некоторый шаг изменения j -го параметра; m — число настраиваемых параметров.

Таким образом, исходя из сути ГА структуру хромосомы можно представить с помощью схемы, изображенной на рис. 5.

После вычисления длины хромосомы для каждого параметра формируется популяция, состоящая из некоторого числа особей, каждая из которых состоит из m хромосом и представляет собой набор коэффициентов алгоритма ОНС.

Далее следуют процедуры: определение "приспособленности" для каждой особи, отбор "родителей", мутации и отбор "особей" для следующего поколения. Для определения "приспособленности" особи необходимо провести моделирование настройки алгоритмом ОНС автоматической системы с разными начальными симплексами и с теми параметрами, которые закодированы в ее хромосомах, и определить среднее число итераций. Так как в ГА важно получить особь с наибольшей "приспособленностью", а составной критерий (1) необходимо минимизировать, то "приспособленность" после

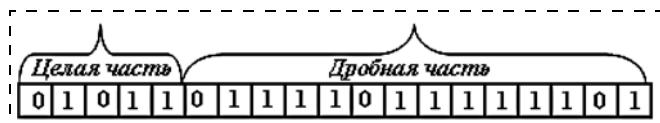


Рис. 5

операции свертки методом взвешенной суммы [17] следует искать по формуле

$$f_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^B \frac{r_{jk}}{BN} + a \sum_{k=1}^B (\hat{I}_k - \bar{I}_k); i = 1(1)s, \quad (16)$$

где f_i — "приспособленность" i -й особи; r_{jk} — число итераций алгоритма ОНС при j -м начальном симплексе при k -й функции активации нейронов; \hat{I}_k — минимальное значение при k -й функции активации, полученное при рекомендованных значениях коэффициентов алгоритма ОНС [3]; \bar{I}_k — минимальное вычисленное значение при k -й функции активации; B — число выбранных функций активаций; N — минимальное число начальных симплексов, обеспечивающих сходимость ГА и взятых из сгенерированного выше набора; a — коэффициент важности ($a \geq 10$); s — число особей в популяции.

В данной работе для отбора особей в новое поколение применена стратегия "элитизм" [15, 16], в которой 5 % лучших особей K -го поколения всегда переходят в следующее поколение, а остальные добираются с помощью порогового метода отбора. Окончание работы алгоритма происходит, когда все особи популяции, за исключением подвергшихся мутации, описывают с некоторой погрешностью одно и то же решение в течение 3...5 поколений.

Результаты исследования

Для иллюстрации вышеизложенного рассмотрим автоматическую систему (см. рис. 1), в которой объект регулирования G_p конкретизирован следующим образом:

$$G_p(p) = \frac{k_{\text{им}}}{p} \frac{k_{\text{об}}}{(T_1 p + 1)(T_2 p + 1)} e^{-\tau p}, \quad (17)$$

где $k_{\text{об}}$ — коэффициент передачи объекта; $k_{\text{им}}$ — коэффициент передачи исполнительного механизма; T_1, T_2 — постоянные времени объекта; τ — время запаздывания.

Исследования проведены в достаточно большом диапазоне параметров объекта:

$$0,001 \leq k_{\text{им}} \leq 0,1; 1 \leq \frac{\tau}{T_{\text{об}}} \leq 1,25,$$

где $T_{\text{об}} = \max[T_1, T_2]$.

Ограниченный объем статьи заставляет представить лишь те результаты, которые в большей мере отражают проведенные исследования. Исходя из сказанного приведены результаты исследования при $k_{\text{им}} = 0,01$; $k_{\text{об}} = 1$; $T_1 = 10$; $T_2 = 40$; $\tau = 50$ и при цикле $T = 25$, задающем воздействии $\lambda(t) = 0,5 \cdot 1(t)$ и ограничениях, при которых значение скважности γ_k , полученное с помощью нейронной сети, лежит в пределах $[0; 1]$. Исходя из анализа литературы [9, 10, 18] выбраны следующие функции активации для нейронов скрытого слоя: логистиче-

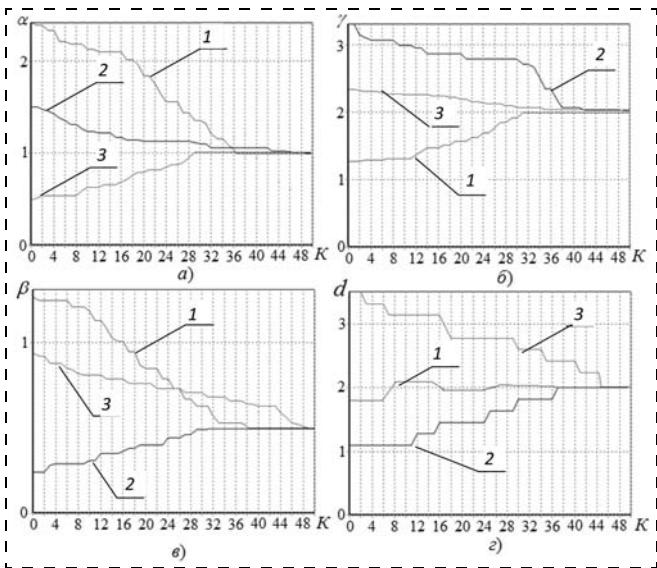


Рис. 6

ская, степенная, гиперболический тангенс, сигмоидальная (рациональная), синусоидальная. В настоящей работе исследования проведены для нейронных сетей, в которых алгоритм ОНС определяет значения для 3...25 весовых коэффициентов.

Параметры для определения длины хромосомы конкретизированы в следующем виде: верхняя граница каждого из настраиваемых параметров с учетом границ, указанных в работе [6], равна $S_j = 5$, а шаг изменения $\delta_j = 0,001$. Тогда длина L_j каждой из хромосом равна

$$L_j = \left\lceil \log_2 \frac{5}{0,001} \right\rceil + 1 = \lceil 12,28 \rceil + 1 = 14.$$

Параметры ГА исходя из результатов предварительных исследований примем следующими:

- вероятность скрещивания — 85 %;
- вероятность мутации — 20 %;
- число особей в популяции — 50.

На рис. 6 приведены зависимости параметров алгоритма ОНС α , β , γ , d от числа поколений K .

Под цифрами 1, 2, 3 представлены зависимости, отражающие поведение ГА с разных начальных популяций.

Исходя из того, что при $K > 45$ (рис. 6, a) значения кривых 1, 2, 3 совпадают с достаточной для практики точностью, аналогично и для β , γ и d , можно говорить о сходимости ГА.

Для представленных выше нейронных сетей (см. рис. 3, 4) при определении α , β , γ и d поступаем аналогично.

На рис. 7 показаны зависимости параметров алгоритма ОНС от числа весовых коэффициентов только для третьего варианта реализации ИНС как наиболее сложного (см. рис. 4). Здесь по оси абсцисс отложены число весовых коэффициентов, а по оси ординат — соответствующие значения параметров.

Анализ результатов, представленных на рис. 7, на которых среднеквадратическое отклонение лежит в допустимых практикой пределах (0,05), говорит, что число весовых коэффициентов практически не влияет на значение параметров алгоритма ОНС.

Таким образом, проведенные эксперименты позволяют рекомендовать параметры алгоритма ОНС при настройке ШИМ-элемента, сформированного на основе ИНС: коэффициент отражения $\alpha = 1$, коэффициент сжатия $\beta = 0,5$, коэффициент растяжения $\gamma = 2$, коэффициент усечения $d = 2$.

Таким образом, можно сделать вывод о том, что вышеизложенный метод можно применять при определении коэффициентов алгоритмов, сформированных на основе метода Нелдера — Мида.

Список литературы

1. Yuan Z. A. Neural Network Based Space-Vector PWM Controller for Motor Drive // Advanced Materials Research. 2013. Vol. 816–817. P. 1002–1005.
2. Joao O. P., Bose B. K., Da Silva L. E. B. A neural-network-based space-vector PWM controller for voltage-fed inverter induction motor drive // IEEE Transactions on Industry Applications. 2000. Vol. 36. P. 1628–1636.
3. Игумнов И. В., Куцый Н. Н. Нейросетевая реализация и настройка ШИМ-элементов в автоматических системах // Вестник НГТУ. 2015. № 3 (60). С. 23–32.
4. Химмельбау Д. Прикладное нелинейное программирование. М.: Мир, 1975. 536 с.
5. Ловецкий К. П., Севастьянов Л. А., Бикеев О. Н. Математический синтез оптическихnanoструктур. М.: Изд. РУДН, 2008. 143 с.
6. Paviani D., Ph. D. Dissertation, The Univ. of Texas, Austin, Tex., 1969.
7. Вороновский Г. К., Махотило К. В., Петрашев С. Н. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности. Харьков: Основа, 2004. 112 с.
8. Игумнов И. В., Куцый Н. Н. Формирование ШИМ-элемента с использованием искусственных нейронных сетей // Вестник ИрГТУ. 2014. № 6 (89). С. 31–35.
9. Терехов В. А., Ефимов Д. В., Тюкин И. Ю. Нейросетевые системы управления. М.: ИПРЖР, 2002. 480 с.
10. Галушкин А. И. Нейронные сети: основы теории. М.: Горячая линия-Телеком, 2010. 496 с.
11. Куцый Н. Н. Автоматическая параметрическая оптимизация дискретных систем регулирования: Дис. ... докт. техн. наук: 05.13.06: защищена 26.11.97.

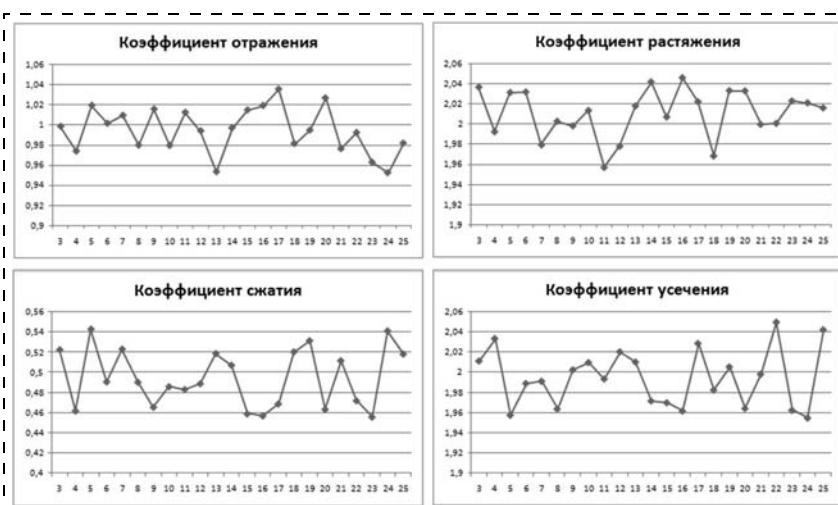


Рис. 7

12. Слепов Н. Н., Дроздов Б. В. Широтно-импульсная модуляция (Анализ и применение в магнит. записи). М.: Энергия, 1978. 191 с.
13. Локтюхин В. Н., Челебаев С. В., Антоненко А. В. Нейросетевые аналого-цифровые преобразователи. М.: Горячая линия—Телеком, 2010. 128 с.
14. Игумнов И. В., Кучий Н. Н. Применение метода Нелдера—Мида при настройке нейронных сетей, реализующий ПИД-закон регулирования // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. 2016. № 1 (49). С. 90—94.
15. Кучий Н. Н., Лукьянов Н. Д. Пареметрическая оптимизация АИМ-систем с помощью генетического алгоритма // Мехатроника, автоматизация, управление. 2013. № 5. С. 10—13.
16. Грежем Р., Кнут Д., Пташник О. Конкретная математика. Основание информатики: Пер. с англ. М.: Мир, 1998. 703 с.
17. Подиновский В. В. Введение в теорию важности критерии в многокритериальных задачах принятия решений: учеб. пособ. М.: Физматлит, 2007. 66 с.
18. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. М.: Горячая линия — Телеком, 2001. 369 с.

The Algorithm of Parametric Optimization of Automated Systems with PWM Element that Incorporates Artificial Neural Network

I. V. Igumnov, rtif555@gmail.com, N. N. Kucyj, kucyinn@mail.ru✉, Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, 664074, Russian Federation

Corresponding author: Kucyj Nikolay N., D. Sc. Ph. D. (Tech.), Professor of Automated Systems, Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, 664074, Russian Federation, e-mail: kucyinn@mail.ru

Received on October 08, 2016
Accepted on October 21, 2016

Most optimization algorithms require prior appointment of its parameters. Formed on the basis of the method Nelder—Mead for the neural network learning algorithm (NNLA) was no exception. In this article the task specification values of the coefficients of the neural network learning algorithm (NNLA) is solved for systems containing PWM element that is composed of an artificial neural network. For this the genetic algorithm is applied to the most appropriate in this case selection strategy — "elitism". In order to expand the scope of formed algorithm NNLNA, including automatic control systems in that processes are quickly introduced integral criterion, that along with the most common criterion, having in its composition an error, use the least amount of NNLNA algorithm iterations. Assessment "health" formula is shown after the convolution operation of such criteria. The main variants of the neural network are considered: based on the modulation characteristics; single-layer fully connected neural network; single-layer fully connected neural network with feedback. The results of the application of genetic algorithm are given for determining the coefficients of the NNLNA that configures an automatic system to achieve the integral quality criteria minimum, with use of the aforementioned embodiments of neural networks and features five activation of the neuron network.

Keywords: genetic algorithm, artificial neural network, pulse width modulation, the training of the neural network, a method Nelder—Mead, integral criterion

For citation:

Igumnov I. V., Kucyj N. N. The algorithm of parametric optimization of automated systems with PWM element that incorporates artificial neural network, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2017, vol. 18, no. 4, pp. 227—232.

DOI: 10.17587/mau.18.227-232.

References

- Yuan Z. A. Neural Network Based Space-Vector PWM Controller for Motor Drive, *Advanced Materials Research*, v. 816—817, 2013, pp. 1002—1005.
- Joao O. P., Bose B. K., Da Silva L. E. B. A neural-network-based space-vector PWM controller for voltage-fed inverter induction motor drive/ B. K. Bose, L. E.B. Da Silva, *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2000, v. 36, pp. 1628—1636.
- Igumnov I. V., Kucyj N. N. *Nerjosestevaja realizacija i nastrojka ShIM-jelementov v avtomaticheskikh sistemah* (Neural network implementation and configuration PWM elements in automatic systems), *Vestnik NGTU*, 2015,no. 3 (60), pp. 23—32 (in Russian).
- Himmelblau D. *Prikladnoe nelinejnoe programmirovaniye* (Applied Nonlinear Programming), Moscow, Mir, 1975, 536 p. (in Russian).
- Loveckij K. P., Sevast'janov L. A., Bikeev O. N. *Matematicheskij sintez opticheskikh nanostruktur* (Mathematical synthesis of optical nanostructures), Moscow, Publishing house of RUDN, 2008, 143 p.(in Russian).
- Paviani D., Ph. D. Dissertation, The Univ. of Texas, Austin, Tex., 1969.
- Voronovskij G. K., Mahotilo K. V., Petrashev S. N. *Geneticheskie algoritmy, iskusstvennye nejronnye seti i problemy virtual'noj real'nosti* (Genetic algorithms, artificial neural networks, and virtual reality problems), Har'kov, Osnova, 2004, 112 p. (in Russian).
- Igumnov I. V., Kucyj N. N. *Formirovanie ShIM-jlementa s ispol'zovaniem iskusstvennykh nejronnykh setej* (Forming PWM element using artificial neural networks), *Vestnik IrGTU*, 2014, no. 6 (89), pp. 31—35 (in Russian).
- Terehov V. A., Efimov D. V., Tjukin I. Ju. *Nerjosestevye sistemy upravlenija* (Neural network management system), Moscow, IPRZhR, 2002, 480 p. (in Russian).
- Galushkin A. I. *Nejronnye seti: osnovy teorii* (Neural networks: basic theory), Moscow, Gorjachaja li-nija—Telekom, 2010, 496 p. (in Russian).
- Kucyj N. N. *Avtomaticheskaja parametricheskaja optimizacija dis-kretnyh sistem regulirovaniya* (Automatic parameter optimization disspecific control systems): Dis. ... dokt. tehn. nauk: 05.13.06: zashishhena 26.11.97 (in Russian).
- Slepov N. N., Drozdov B. V. *Shirotno-impul'snaja moduljacija (Analiz i primenie v magnit. zapisi)* (Pulse Width Modulation (analysis and application in the magnet. Record)), Moscow, Jenergija, 1978, 191 p. (in Russian).
- Loktjuhin V. N., Chelebaev S. V., Antonenko A. V. *Nerjosestevye analogo-cifrovye preobrazovateli* (Neural analog-to-digital converters: Under the general), Moscow, Gorjachaja linija — Telekom, 2010, 128 p. (in Russian).
- Igumnov I. V., Kucyj N. N. *Primenenie metoda Neldera-Mida pri nastrojke nejronnyh setej, realizujushhij PID-zakon regulirovaniya* (Application of Nelder-Mead when configuring the neural network that implements the PID control), *Sovremennoe tehnologii. Sistemnyj analiz. Modelirovanie*, 2016, no. 1 (49), pp. 90—94.
- Kucyj N. N., Luk'janov N. D. *Parametricheskaja optimizacija AIM-sistem s po-moshchju geneticheskogo algoritma* (Parametric optimization of PAM systems in the power of a genetic algorithm), *Mekhatronika, Avtomatizacija, Upravlenie*, 2013, no. 5, pp. 10—13 (in Russian).
- Grjehem R., Knut D., Ptashnik O. *Konkretnaja matematika. Osnovanie informatiki* (Concrete Mathematics. Basis-of informatics), Moscow, Mir, 1998, 703 p.
- Podinovskiy V. V. *Vvedenie v teoriyu vazhnosti kriteriev v mnogokriterialnyih zadachah prinyatiya resheniy* (Introduction to the theory of the importance of criteria in a lot of criteria decision-making problems), Moscow, Fizmat-lit, 2007. 66 p. (in Russian).
- Kruglov V. V., Borisov V. V. *Iskusstvennye nejronnye seti* (Artificial Neural Networks), Moscow, Gorjachaja linija — Telekom, 2001, 369 pp. (in Russian).