

*А. Н. БОРИСЕНКО*, канд. техн. наук,  
*Ю. Н. КОЛЫБИН*, канд. техн. наук,  
*А. В. РИТТЕР*,  
*И. П. ХАВИНА* (г. Харьков)

## ПОЛУЧЕНИЕ ОПТИМАЛЬНЫХ УПРАВЛЕНИЙ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ УСТАНОВКОЙ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОРЕГУЛЯТОРА

В статті описується один з методів отримання оптимальних керувань для енергетичної установки. Цей засіб використовує нейронну мережу як пристрій отримання оптимальних керувань. Також показані математичні моделі об'єкта та каналу керування. В статті описаний засіб навчання нейронної мережі. В завершенні приведені деякі результати, отримані при моделюванні.

This paper reports one of methods controlling for the optimum for power set. This method uses neural network as device of optimum controlling getting. Mathematics model of object and control channel is shown too. This paper describes the technique of neural network teaching. The paper concludes same results getting on the model.

**Постановка проблемы.** В условиях энергетического кризиса все большее значение получают автономные энергетические установки, предназначенные для использования их в качестве основных или резервных источников энергии. Одновременно с этим повышаются требования к качеству вырабатываемой электроэнергии.

Известно, что большинство современных дизель-генераторных установок со свободным турбокомпрессором имеют низкие показатели качества переходных процессов, вызванных резкими набросами нагрузки. В тоже время эти процессы сопровождаются повышенным дымлением, т.е. загрязнением окружающей среды.

Существующие системы управления мощных энергоустановок не полностью соответствует современным требованиям по экономичности и экологичности. Проблема улучшения топливно-экономических показателей и уменьшению загрязнения окружающей среды (уменьшение дымления при набросах нагрузки) посвящена данная разработка.

**Обзор литературы.** Ранее была сделана попытка получать оптимальные управления энергетической установкой, используя принцип максимума Понтрягина [1, 2], результаты которой показали улучшение качества переходных процессов, но из-за значительных затрат времени на поиск оптимальных управлений практическое использование принципа максимума Понтрягина крайне затруднено или же практически не оправдано из-за необходимости использования мощных вычислителей. Также при использовании принципа максимума Понтрягина для поиска оптимальных

управлений могут возникать альтернативные решения, выбор между которыми требует дополнительных затрат времени вычислителя.

Для получения оптимальных управлений можно использовать нейронные регуляторы, которые могут быть связаны с объектом управления различными способами [3]. Следует также отметить, что большое количество разработанных аппаратных и программных моделей нейросетевых систем управления часто опережают теоретическое понимание происходящих при этом процессов и имеющихся проблем [4, 5].

**Цель статьи.** Получение квазиоптимальных управлений переходными процессами энергетической установки, используя нейронные регуляторы.

**1. Математическая модель объекта.** Исходная модель энергетической установки типа стационарный дизель-генератор описывается следующими уравнениями движения коленчатого вала дизеля и ротора турбокомпрессора при внезапном набросе нагрузки на дизель [1, 2]:

$$\begin{aligned} I_{\text{Д}} \frac{d\Omega}{dt} &= M_i - M_{\text{П}} - M_{\text{Н}}, \\ I_{\text{ТК}} \frac{d\Omega_{\text{К}}}{dt} &= M_{\text{Т}} - M_{\text{К}}, \end{aligned} \quad (1)$$

где  $\Omega, \Omega_{\text{Н}}, \Omega_{\text{К}}$  – скорость вращения и номинальная скорость вращения коленвала дизеля, скорость вращения турбины, (рад/с);

$I_{\text{Д}}, I_{\text{ТК}}$  – моменты инерции соответственно дизеля и турбокомпрессора (нм);

$M_i, M_{\text{П}}, M_{\text{Н}}, M_{\text{Т}}, M_{\text{К}}, M_{\text{НН}}$  – соответственно индикаторный момент дизеля, моменты механических потерь, нагрузки, турбины и компрессора, момент нагрузки номинальный (нм).

Причем правые части дифференциальных уравнений (1) могут быть записаны в виде функциональных зависимостей от управляющих воздействий, момента нагрузки и текущих параметров системы:

$$\begin{aligned} \frac{d\Omega}{dt} &= F_1(\Omega, \Omega_{\text{К}}, h, Q, M_{\text{Н}}) = b_1 h Q + b_2 h + b_3 Q + b_4 h^2 Q + b_5 h^2 + b_6, \\ \frac{d\Omega_{\text{К}}}{dt} &= F_2(\Omega, \Omega_{\text{К}}, h, Q) = b_7 Q^2 + b_8 Q + b_9 h Q^2 + b_{10} h Q + b_{11} h + b_{12}, \end{aligned} \quad (2)$$

где  $h$  – ход рейки топливного насоса (мм);

$Q$  – количество дополнительного воздуха (кг/с);

$b_i = b(\Omega, \Omega_{\text{К}}), i = \overline{1, 12}$ .

Т.к. уравнения движения объекта требуют форму записи вида (1), то в

выражениях  $F_1, F_2$ , соответственно учтены  $I_{д}, I_{тк}$ .

**2. Математическая модель канала управления.** С целью получения оптимальных управлений построим модель нейронной сети (НС), структурная схема которой приведена на рис. 1. Линия задержки (ЛЗ) необходима для предоставления нейронной сети информации о предыдущих значениях сигнала ошибки и интегратор ( $\int$ ) – для получения суммарной ошибки.

Была выбрана нейронная сеть, трехслойный перцептрон, содержащий три слоя. Первый (входной) слой содержит 6 нейронов, второй 10, и третий (выходной) 2 нейрона. В качестве нелинейности узла использовалась сигмоидальная функция.

Структурной схеме канала управления дизель-генератором с нейрорегулятором, приведенной на рис. 2, соответствует математическая модель представленная в виде системы дифференциальных уравнений:

$$\begin{cases} \frac{d\Omega}{dt} = F_1(\Omega, \Omega_K, h, Q, M_H), \\ \frac{d\Omega_K}{dt} = F_2(\Omega, \Omega_K, h, Q), \\ h = NS_1(\Omega, \Omega_K, M_H), \\ Q = NS_2(\Omega, \Omega_K, M_H), \end{cases} \quad (3)$$

где  $NS_1, NS_2$  – сигналы с выходов первого и второго нейронов выходного слоя перцептрона.

На рис. 2 функциональные преобразователи обозначены как  $\Phi_1$  и  $\Phi_2$ , а датчики – как  $D_\Omega, D_{\Omega_K}, D_{M_H}$ .

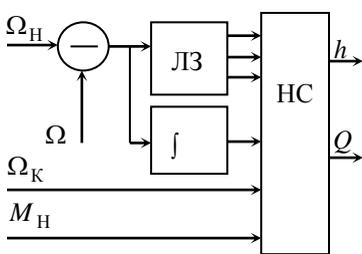


Рис. 1.

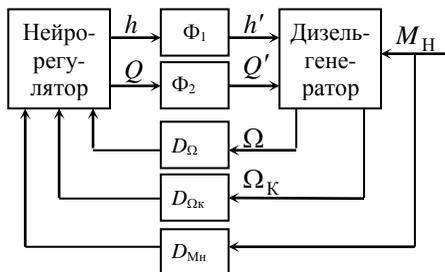


Рис. 2.

**3. Метод обучения нейронной сети.** Обучение нейронной сети будем проводить с помощью генетического алгоритма с использованием комбинации операторов “кроссовер – мутация – инверсия” [5-8]. Воздействуя с некоторой вероятностью на геноотипы родительских особей, каждый из них

обеспечивает передачу потомству жизненно важной информации.

Были выбраны следующие параметры генетического алгоритма: количество особей в популяции – 100; вероятность кроссовера – 0,8; вероятность инверсии – 0,05; вероятность мутации – 0,1; вероятность копирования – 0,05.

**4. Показатель качества работы или приспособленности особи.** Для определения качества работы системы выберем критерий качества вида [2]:

$$I = \int_{t_0}^{t_K} (1 + K_3 h + K_4 (\Omega_H - \Omega)^2) dt, \quad (4)$$

где  $K_3, K_4$  – весовые коэффициенты, указывающие влияние на составляющие подынтегрального выражения и тем самым влияющие на качество переходного процесса;

$\Omega_H$  – номинальное значение  $\Omega$ .

Данный вид критерия качества учитывает основные требования к качеству переходного процесса – минимальные провалы оборотов, время переходного процесса и расход топлива.

Этот показатель качества тем больше, чем хуже работает система, и по сути является показателем ошибки. Что не очень удобно, так как вероятность выбора родителя в текущей популяции, для формирования наследника в следующей, должна быть прямо-пропорциональной его приспособленности (показателю качества работы системы). Поэтому примем показатель приспособленности обратно пропорциональным показателю качества работы системы:

$$F = \frac{1}{I} = \frac{1}{\int_{t_0}^{t_K} (1 + K_3 h + K_4 (\Omega_H - \Omega)^2) dt}. \quad (5)$$

**5. Способ кодирования генетической информации.** При кодировании генетической информации хромосома должна содержать только веса связей и пороги элементов нейронной сети, потому что приспособленность каждой особи популяции определяется только параметрами нейронной сети [5, 6, 8].

Если  $N = (N_0, N_1, \dots, N_M)$  – вектор, который определяет количество нейронов в каждом из  $M$  слоёв нейронной сети, то количество порогов, сохраненных в хромосоме, будет равно:

$$N_{\Theta} = \sum_{i=1}^M N_i. \quad (6)$$

Количество весовых коэффициентов сети, закодированных в хромосоме, будет равняться:

$$N_w = \sum_{i=0}^{M-1} N_i \cdot N_{i+1}. \quad (7)$$

Причем каждый параметр нейронной сети в хромосоме кодируется 16-битным двоичным числом, представленным в коде Грея.

**Выводы.** В результате обучения нейрорегулятора с помощью генетического алгоритма и проведения экспериментов на программной модели были получены  $h = h(t, M_H)$ ,  $Q = Q(t, M_H)$ , которые представляют собой семейство функций двух переменных и являются квазиоптимальными управлениями. На рис. 3, 4 и 5 приведены результаты моделирования вида  $-\Omega(t)$ ,  $h(t)$ ,  $Q(t)$ , из которых видно улучшение качества переходного процесса, то есть уменьшение времени переходного процесса и провалов частоты вращения вала дизель-генератора по сравнению с результатами, приведенными в [2]. Моделирование проводилось при набросах нагрузки в пределах  $0,5M_{HH} \leq M_H \leq 0,90M_{HH}$ .

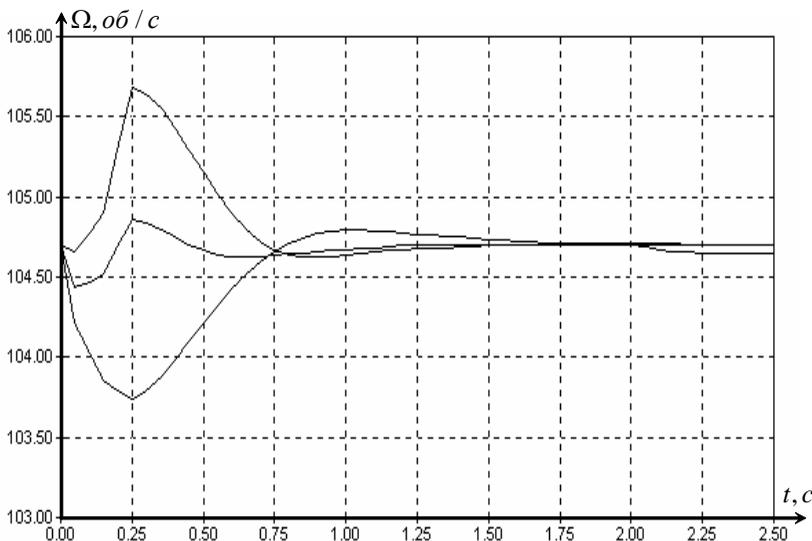


Рис. 3.

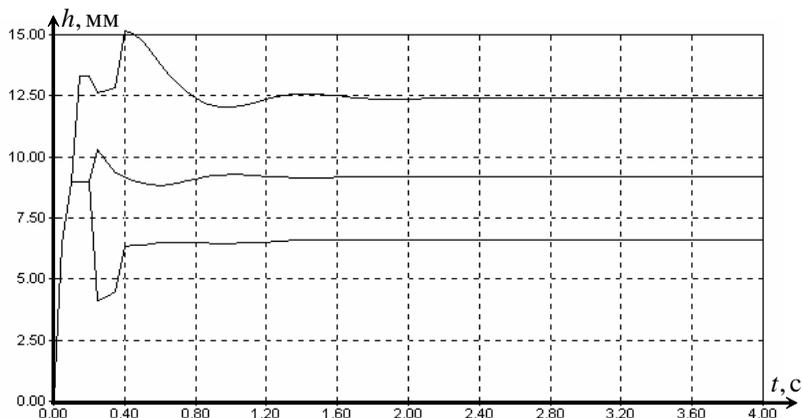


Рис. 4.

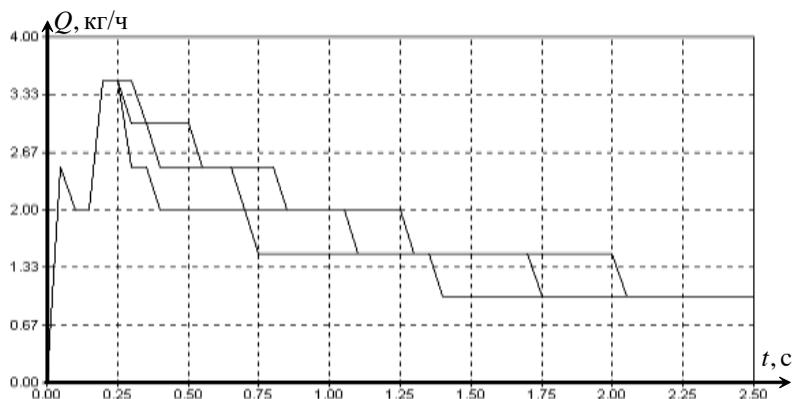


Рис. 5.

**Список литературы:** 1. *Кольбин Ю. Н., Борисенко А. Н. и др.* Получение законов управления стационарным дизелем с помощью принципа максимума // Двигатели внутреннего сгорания. – Харьков: ХПИ, 1985. – №42. – С. 92-95. 2. *Кольбин Ю. Н., Руттер А. В., Шендрик А. В.* Метод получения оптимальных управлений энергетической установкой // Вестник НТУ "ХПИ". – Харьков: НТУ "ХПИ", 2001. – №16. – С. 57-61. 3. *Комащинский В. И., Смирнов Д. А.* Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 94 с. 4. *Miller W. T., Sutton R. S., Eds.*, Neural network for control – The MIT Press, 1990. 5. *Уоссерман Ф.* Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – М.: Мир, 1990. 6. *Hertz J., Krogh A., Palmer R. G.*, Introduction to the Theory of Neural Computation – Addison-Wesley, Reading, Mass., 1991. 7. *Widrow B., Lehr M. A.*, 30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline, and Backpropagation // Artificial Neural Network: Concept and Theory – IEEE Computer Society Press, 1992. – P. 327–354. 8. *Heermann P. D.* Neural network techniques for stable learning control of nonlinear systems: Dissertation D. S. – University of Texas at Austin, 1992.

Поступила в редакцию 05.04.04