

3. Жадобин Н. Е. Электронные и микропроцессорные системы управления судовых энергетических и электроэнергетических установок: учебник / Н. Е. Жадобин, Н. А. Алексеев, А. П. Крылов. — М.: Проспект, 2010. — 528 с.

4. Макаров И. М. Интеллектуальные системы автоматического управления / И. М. Макаров, В. М. Лохин. — М.: Физматлит, 2001. — 576 с.

УДК 621.313

С. Г. Черный,

канд. техн. наук, доцент кафедры
электрооборудования
судов и автоматизации производства,
Керченский государственный морской
технологический университет;

А. А. Жиленков,

ст. преподаватель кафедры электрооборудования
судов и автоматизации производства,
Керченский государственный морской
технологический университет

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПРИ ОПТИМАЛЬНОМ УПРАВЛЕНИИ ДЛЯ СУДОВЫХ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ

INTELLECTUAL DECISION SUPPORT AT THE OPTIMUM SYSTEM FOR SHIPS ELECTRICAL POWER SYSTEMS

Исследована проблема, когда при определении установленной мощности фильтрокомпенсирующего устройства необходимо учитывать неактивную мощность, потребляемую нагрузкой от источника питания, устройство компенсации может поддерживать заданный показатель качества электроэнергии, регулируя различные показатели качества в нормируемых пределах. Рассмотрен способ идентификации векторов гармоник тока и напряжения сети в реальном времени для использования в системе интеллектуальной поддержки принятия решений при оптимальном управлении фильтрокомпенсирующим устройством.

The problem has been reviewed when calculating the nominal power capacity of the filter-compensating device the non-active power being consumed by the load from the power supply should be taken into account; in the process of operation the compensating device may maintain the required parameter of the electric energy quality regulating the various parameters of quality within the nominal range. There has been reviewed a way to identify the circuit current and voltage harmonics in the real time in order to apply in the system of the decision-making intellectual support for optimal governing of the filter-compensating device.

Ключевые слова: интеллектуальные системы, идентификация, управление.

Key words: intellectual systems, identification, control.



При определении установленной мощности фильтрокомпенсирующего устройства (ФКУ) наилучший показатель может быть достигнут при применении системы интеллектуальной поддержки принятия решений по регулированию параметров электроэнергии. ФКУ с поддержкой принятия решений обеспечивает максимально полное использование ресурсов автономных электроэнергетических систем (ЭЭС) при поддержании заданных показателей качества

электроэнергии [1, р. 17–20]. Предполагая, что существует алгоритм управления ФКУ, при котором достигаются заданные параметры обобщенного показателя качества при наименьшей (или оптимальной) установленной мощности ФКУ, произведем формализацию задачи оптимального управления ФКУ следующим образом.

Введем вектор гармоник тока преобразователя в сети:

$$\mathbf{I} = [i_1, \dots, i_i, \dots, i_N]^T, \quad (1)$$

где i_i — i -я гармоника тока; N — количество учитываемых гармоник.

Аналогично введем вектор гармоник напряжения:

$$\mathbf{U} = [u_1, \dots, u_i, \dots, u_N]^T. \quad (2)$$

Введем вектор неактивной мощности ФКУ:

$$\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_i, \dots, x_N]^T. \quad (3)$$

Пусть полная установочная мощность ФКУ будет задана параметром S_{opt} , а текущая мощность, генерируемая ФКУ, выражается параметром S_Σ .

Векторы $\mathbf{I}$ и $\mathbf{U}$ — внешние параметры задачи управления, а S_{opt} — прямое ограничение. Тогда обобщенный показатель качества X и мощность S_Σ — выходные параметры задачи оптимального управления.

Введем также векторы $\mathbf{H}$ — верхних и $\mathbf{L}$ — нижних границ вектора $\mathbf{X}$, так что для i -го элемента векторов справедливо:

$$l_i \leq x_i \leq h_i. \quad (4)$$

Будем считать, что известны зависимости:

$$X = f(\mathbf{X}), \quad (5)$$

$$S_\Sigma = f_1(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^N x_i. \quad (6)$$

Требуется обеспечить максимизацию X и оптимизацию S_Σ при ограничениях:

$$X_{\min} \leq f(\mathbf{X}) \leq X_{\max}, \quad (7)$$

$$\mathbf{L} \leq \mathbf{X} \leq \mathbf{H}, \quad (8)$$

$$f_1(\mathbf{X}) = S_{\text{opt}}, \quad (9)$$

где $X_{\min}$, $X_{\max}$ — соответственно минимальное и максимальное значение обобщенного показателя качества.

То есть (7) — функциональное ограничение на выходные параметры задачи управления, а выражение (9) — функциональное ограничение на внутренние управляемые параметры.

Физический смысл ограничения (9) состоит в том, что независимо от текущего распределения мощности ФКУ, затрачиваемой на компенсацию уровня той или иной гармоники и реактивной мощности, текущая суммарная мощность S_Σ ФКУ должна оставаться равной установленной мощности S_{opt} ФКУ.

Система параметров, уравнений и неравенств (1)–(9) образует формальную математическую постановку задачи оптимального управления ФКУ.

Вектор $\mathbf{X}^*$, удовлетворяющий условиям (7)–(9), называется оптимальной точкой, а соответствующие значения $X^* = f(\mathbf{X}^*)$ и $S_\Sigma^* = f_1(\mathbf{X}^*)$ — оптимальными значениями целевых функций.

Оптимальная точка $\mathbf{X}^*$, оптимальное значение целевой функции X^* и оптимальное значение целевой функции $S_\Sigma^* = f_1(\mathbf{X}^*)$ образуют оптимальное решение задачи, которое может быть локальным и глобальным. Локальное решение представляет собой наименьшее значение целевой функции в ограниченной окрестности точки X , в то время как глобальное решение дает наименьшее значение целевой функции.

Алгоритм оптимального управления фильтрокомпенсирующим устройством (ФКУ) должен обеспечивать заданные показатели качества электроэнергии, которые являются аргументами обобщенного показателя [1]. Таким образом, оптимальное управление предполагает обеспечение целого множества показателей (критериев), каждый из которых характеризует тот или иной аспект функционирования системы управления. Проблему решения оптимизационных задач с учетом множества показателей эффективности называют проблемой решения многокритериальных задач или проблемой векторной оптимизации. Рассмотрим критерии оптимизации управления и их взаимосвязь с заданными ограничениями. В том числе с ограничениями, диктуемыми нормативной документацией.

На схеме рис. 1 представлены нормируемые показатели качества, их взаимовлияние и связь с обобщенным показателем качества. Нормативной документацией нормируются параметры СГИ, допустимые уровни отдельных гармоник и коэффициент сдвига $\cos\varphi$. То есть граничные значения заданы для элементов I , U и функций от их аргументов: суммарных гармонических искажений (СГИ), $\cos\varphi$, которые, в свою очередь, являются аргументами функции показателя качества X , определяемого выражением

$$X = \frac{1}{\sqrt{1 + \text{СГИ}_u^2}} \frac{1}{\sqrt{1 + \text{СГИ}_i^2}} \cos\varphi.$$

В нашем случае задача оптимизации, поставленная перед системой управления, выполняется в результате совместного функционирования нескольких подсистем ФКУ. Эффективность каждой из них, а также их совокупности оценивается своим критерием. Приведение каждого из показателей качества к желаемому значению требует определенных затрат мощности ФКУ, что учитывается функциональным ограничением на внутренние управляемые параметры $f_1(\mathbf{X}) = S_{\text{opt}}$ и также является критерием оптимальности управления ФКУ, где S_{opt} — оптимальная мощность, генерируемая ФКУ.

При этом должно выполняться условие $S_{\Sigma} = s_{\chi} + s_{\varphi} - S_{\text{opt}} \rightarrow 0$, а обобщенный показатель качества должен стремиться к максимуму.

В результате решения задачи оптимального управления необходимо найти такие $\chi^* = \chi_{\text{кон}}$ и $\cos\varphi^* = \cos\varphi_{\text{кон}}$, что будут выполняться условия:

$$\begin{aligned} S_{\Sigma}^* = s_{\chi}^* + s_{\varphi}^* - S_{\text{opt}} &\rightarrow 0, \\ X^*(\chi^*, \cos\varphi^*) &\rightarrow 1. \end{aligned} \quad (10)$$

Причем решения χ^* и $\cos\varphi^*$ должны являться Парето-оптимальными для задачи (1), то есть такими, что при любом приращении χ^* и $\cos\varphi^*$ невозможно улучшить одновременно все скалярные критерии, соответствующие этим координатам.

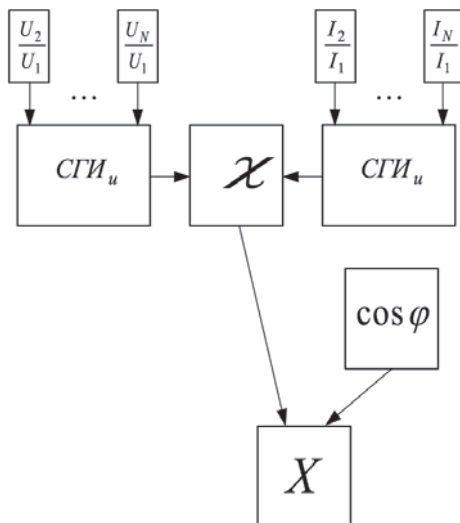


Рис. 1. Показатели качества электроэнергии и их взаимовлияние

Из рис. 1 видно, что результаты функционирования системы управления приходится оценивать по нескольким несводимым один к другому и противоречивым показателям, что и является типичной проблемой принятия решений при векторной оптимизации. Так как целевая функция обобщенного показателя качества определяется соотношением двух аргументов, то одно и то же ее значение может быть достигнуто при множестве различных χ и $\cos\varphi$, которые являются функциями от элементов I и U .

Элементы векторного критерия, относящиеся непосредственно к показателям качества электроэнергии, задаются диапазонами допустимых значений, что в конечном итоге приводит к задаче принятия решений на расширенных множествах. Поэтому представим входные параметры обобщенного показателя качества в виде нечетких множеств, вводящих соответствие между количественными значениями параметров и их качественной оценкой в виде лингвистических терминов или нечеткой формулировки: «высокий», «низкий», «нормальный низкий» и «нормальный высокий».

При этом очевидно, что область рассуждений (в дальнейшем называемая пространством) D_X для всех показателей качества, а значит, и параметров системы будет лежать в области действительных чисел, представляющих четкое множество $[0, 1]$. Задача многокритериального принятия решений (МПР-задача) предполагает заданной вектор-функцию $\Phi(X) = (\phi_1(X), \phi_2(X), \dots, \phi_m(X))$, определенную на множестве альтернатив D_X вектора варьируемых параметров X . Исходя из предпосылок, приведенных выше, системе интеллектуальной поддержки принятия решений необходимо отыскать такую альтернативу или координаты вектора X , которая по возможности минимизирует все компоненты вектора $\Phi(X)$, называемые частными критериями оптимальности.

Предположим существование такой функции предпочтения (ФП) $\psi(X)$, определенной на множестве D_X и выполняющей его отображение во множество действительных чисел R , то есть $\psi: X \rightarrow R$, что МПР-задача сводится к задаче выбора такого вектора $X^* \in D_X$, что $\max_X \psi(X) = \psi(X^*)$, $X \in D_X$.

При этом предполагается, что при предъявлении системе интеллектуальной поддержки (СИП) вектора параметров X , а также соответствующих значений всех частных критериев оптимальности $\phi_1(X), \phi_2(X), \dots, \phi_m(X)$ СИП может оценить соответствующее значение ФП $\psi(X)$.

Оценим множество значений аргументов целевой функции $X = f_X(\chi, \cos\varphi)$. Для этого определим значения $X_{\min}$ и $X_{\max}$. Минимальное допустимое значение обобщенного показателя будет достигнуто при достижении предельно допустимых значений показателей качества электроэнергии $X = f_X(\chi_{\min}, \cos\varphi_{\min})$. Ограничим $\cos\varphi_{\min}$ значением 0,8. Так как $\chi_{\min} = f_\chi(\text{СГИ}_{u \max}, \text{СГИ}_{i \max})$, а согласно требованиям нормативной документации предельно допустимые значения гармонических искажений равны $\text{СГИ}_{u \max} = 0,1$ и $\text{СГИ}_{i \max} = 0,3$, то получаем

$$\chi_{\min} = \frac{1}{\sqrt{1+0,1^2}} \frac{1}{\sqrt{1+0,3^2}} = 0,953.$$

Следовательно, минимально допустимое значение обобщенного показателя:

$$X_{\min} = \chi_{\min} \cos\varphi_{\min} = 0,953 \cdot 0,8 = 0,7624.$$

Принимая максимальное значение обеспечиваемого коэффициента сдвига $\cos\varphi_{\max} = 0,95$, а показателя несинусоидальности $\chi_{\max} = 1$, получаем

$$X_{\max} = \chi_{\max} \cos\varphi_{\max} = 0,95.$$

Определим функции принадлежности нечетких множеств термов B — «высокий» $\mu_B(x)$, S — «низкий» $\mu_S(x)$, MS — «нормальный низкий» $\mu_{MS}(x)$ и MB — «нормальный высокий» $\mu_{MB}(x)$ для показателя мощности искажения χ , мощности сдвига $\cos\varphi$, а также мощностей S^χ и $S^{\cos\varphi}$, которые необходимо затратить ФКУ для приведения текущих значений соответствующих показателей к единице.

Зададимся колоколообразными функциями принадлежности вида

$$\mu(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}},$$

где a, b, c — соответственно ширина, наклон и центр функции.

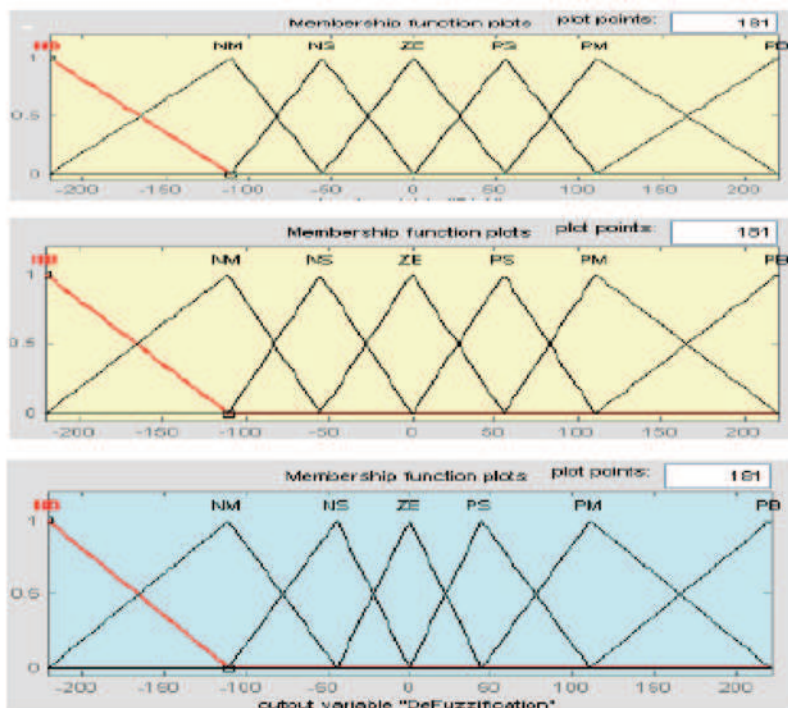


Рис. 2. Функции принадлежности входных и выходного сигналов

Для решения МПР-задачи в настоящей работе используется адаптивная нейро-нечеткая система вывода (ННС) ANFIS, функционально эквивалентная системам нечеткого вывода Сугено. Описанный выше метод линейной свертки вектора критериев к скалярному критерию, связанный с аппроксимацией функции принятия решений СИП, имеет существенный недостаток — сложность аппроксимации ФП. В настоящей работе используется гибридный метод обучения на основе достижения условия (10). Таким образом, реализация МПР-задачи, предлагаемая в настоящей работе, позволяет организовать плавное регулирование выходных параметров и в значительной степени избежать слепого поиска оптимальных критериев.

Структурно ННС состоит из пяти слоев (рис. 3). Узлы каждого слоя имеют различную структуру и назначение. Квадратами показаны узлы, параметры которых подстраиваются в результате обучения ННС.

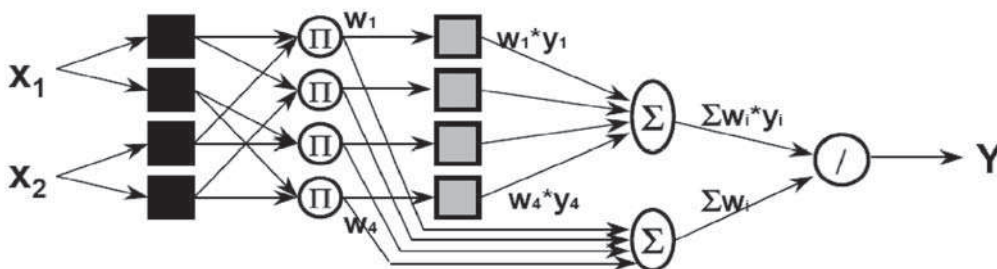


Рис. 3. Нейро-нечеткая сеть

Первый слой выполняет фаззификацию, то есть формирование функций принадлежности нечетких множеств для каждого из частных критериев оптимальности. Количество узлов (нейронов) в данном слое равно произведению количества входных частных критериев на общее количество используемых в их функциях принадлежности термов. В процессе обучения ННС происходит точная подстройка параметров фаззификации каждого из узлов слоя. То есть изменяются параметры a , b и c . На выходе слоя формируются значения функций принадлежности μ_i .

Второй слой выполняет агрегирование, то есть определяет степени истинности условий по каждому из правил системы нечеткого вывода, формируя на выходе каждого узла значение весового коэффициента $w_i = \mu_{\chi_i}(\chi) \cdot \mu_{S\chi_j}(S\chi)$.

Это означает, что нейроны второго слоя исполняют роль антецедентов или посылок нечетких правил, формируя на выходе слоя степени истинности предпосылок w_i каждого правила базы знаний системы.

Третий слой выполняет активизацию, то есть нахождение степени истинности каждого из агрегированных правил нечетких продукций. Здесь происходит нормализация степеней выполнения правил, и выход i -го нейрона этого слоя представляет собой отношение степени истинности предпосылки i -го правила к сумме степеней предпосылок всех правил:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + \dots}$$

В четвертом слое вычисляются заключения правил. Слой имеет выходы типа Такаги–Сугено, то есть формирует четкие значения, определяемые линейными функциями:

$$\bar{w}_i y_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i),$$

где p , q и r — перестраиваемые параметры.

Таким образом, в слоях 2–4 происходит формирование нечеткой базы знаний, квантификация по ней и импликация.

В пятом слое выполняется агрегирование результата, полученного по различным правилам. Этот слой содержит единственный нейрон, который вычисляет выходное значение ННС. Для случая двух критериев x_1 и x_2 :

$$\sum_i \bar{w}_i y_i = \frac{\sum_i w_i y_i}{\sum_i w_i} = \sum_i \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i),$$

где $p x_1$ и $q x_2$ — соответственно мощность, затрачиваемая на компенсацию искажений χ и сдвига $\cos\varphi$.

Или

$$\sum_i \bar{w}_i y_i = \sum_i \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 - S_{\text{opt}}),$$

то есть $r_i = S_{\text{opt}}$ во всех комбинациях, генерируемых ННС.

Тогда для каждой i -й линейной функции ННС p_i и q_i — это весовые коэффициенты, показывающие, какую часть мощности необходимо использовать для выполнения условия (1).

Обучение ННС — гибридное. То есть осуществляется как подбор весов нейронной сетью (линейные параметры), так и коррекция показателей качества подбором параметров слоя фаззификации (нелинейные параметры). Это позволяет задавать оптимальные показатели входных критериев в заданном диапазоне, корректируя их максимумы исходя из оптимальной мощности ФКУ. Чем меньше мощность, необходимая для обеспечения условий (10), тем больше повышаются максимумы функций принадлежности. Установленную мощность ФКУ при этом следует выбирать из расчета обеспечения желаемых показателей качества электроэнергии в самом тяжелом режиме ФКУ.

В системе нечеткого вывода Сугено были использованы треугольные функции принадлежности. Для обучения синтезированной ННС был использован гибридный метод обучения, при котором обучение происходит в два прохода:

1) прямой проход: при фиксированных нелинейных параметрах функций принадлежности ННС (слой фаззификации) выполняется подбор линейных параметров p , q и r . То есть подбираются значения перестраиваемых параметров функций Такаги–Сугено. Для подбора используется метод наименьших квадратов;

2) обратный проход: при зафиксированных параметрах выходного слоя (найденных при прямом проходе), используя метод градиентного спуска, отыскиваются оптимальные значения нелинейных параметров, входящих в функции определения.

Значение каждого параметра при обратном проходе обучения изменяется на величину

$$\Delta\alpha_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha_i},$$

где $\eta = -\frac{k}{\sqrt{\sum_i \left(\frac{\partial E}{\partial \alpha_i}\right)^2}}$ — коэффициент скорости обучения;

k — величина шага;

$\frac{\partial E}{\partial \alpha_i}$ — частная производная ошибки обучения по соответствующему параметру.

ННС сочетает достоинства систем нечеткой логики и нейронных сетей, обеспечивая плавность регулирования, характерную для регуляторов на нечеткой логике, и адаптивность искусственных нейронных сетей.

Предложенный регулятор был промоделирован в редакторе ANFIS программной среды MATLAB. В результате моделирования было установлено, что система обучается за 5–7 итераций, без увеличения ошибки обучения при последующих итерациях, что свидетельствует об отсутствии переобучения сети.

Список литературы

1. Zhilenkov A. Adaptive control in complex distributed systems with the identification of parameters that can't be measured / A. Zhilenkov, S. Cherney // Pressing issues and priorities in development of the scientific and technological complex: research articles. — San Francisco, California: B&M Publishing, 2013.
2. Чиженов И. М. Компенсационные преобразователи / И. М. Чиженов, В. И. Борисенко, Ю. Ф. Выдолоб // Улучшение электромагнитной совместимости электрических полупроводниковых преобразователей как средство экономии материальных и энергетических ресурсов: тез. докл. II Всесоюз. совещ. — М.: Информэлектро, 1987. — С. 26–27.
3. Прня Р. Качество напряжения — новое в решении проблемы компенсации реактивной мощности / Р. Прня, В. И. Чехов // Электротехника. — 1999. — № 1. — С. 32–34.
4. Розанов Ю. К. Современные методы улучшения качества электроэнергии / Ю. К. Розанов, М. В. Рябчицкий // Электротехника. — 1998. — С. 10–17.
5. Розанов Ю. К. Современные методы регулирования качества электроэнергии средствами силовой электроники / Ю. К. Розанов, М. В. Рябчицкий, А. А. Кваснюк // Электротехника. — 1999. — № 24. — С. 28–32.

6. A State Estimation Algorithm for Identification and Measurements of Power System Harmonics / S. A. Soliman [et al.] // Electric Power System Research J. — 1990. — Vol. 19. — P. 195–206.

7. Hartana R. K. Harmonic source monitoring and identification using neural networks / R. K. Hartana, G. G. Richards // IEEE Trans, on Power Systems. — 1990. — Vol. 5, № 4. — P. 1098–1104.

УДК 621.43.01

Ю. В. Галышев,
д-р техн. наук, доцент,
ФГБОУ ВПО «СПбГПУ»;

А. Ю. Шабанов,
канд. техн. наук, доцент,
ФГБОУ ВПО «СПбГПУ»;

А. В. Макарин,
аспирант,
ФГБОУ ВПО «СПбГПУ»

ОЦЕНКА НЕОБХОДИМОЙ ТОЧНОСТИ ЗАДАНИЯ ГРАНИЧНЫХ УСЛОВИЙ ТЕПЛОВОГО НАГРУЖЕНИЯ ГОЛОВКИ ЦИЛИНДРА ДВИГАТЕЛЯ ВНУТРЕННЕГО СГОРАНИЯ

ASSESSMENT OF NECESSARY ACCURACY OF THE BOUNDARY CONDITIONS TASK OF CYLINDER HEAD THERMAL LOADING OF THE INTERNAL COMBUSTION ENGINE

В статье обоснована необходимая точность задания граничных условий теплового нагружения тепловоспринимающих и теплоотдающих поверхностей головки цилиндра, обеспечивающая требуемую степень достоверности и точности расчета параметров работоспособности этого важнейшего узла двигателя. Для решения поставленной задачи был поставлен численный эксперимент, в ходе которого исследовалось влияние изменения составляющих тепловых потоков на температурное состояние модели реальной головки цилиндра высокофорсированного двигателя. Полученные результаты позволяют обосновать выбор методов моделирования процессов газодинамики и теплообмена для задания граничных условий теплового нагружения головки цилиндра.

In article the necessary accuracy of a task of boundary conditions of thermal loading of heatperceiving and heatgiving surfaces of a cylinder head, providing demanded degree of reliability and accuracy of operability parameters calculation of this major knot of the engine is proved. To solve this problem was made a numerical experiment in which studied the effect of changes in the components of heat flux on the thermal condition of real cylinder head model of the high-forced engine. The received results allow to prove a choice of methods of modeling of processes of gas dynamics and heat exchange for a task of boundary conditions of cylinder head thermal loading.

Ключевые слова: тепловое нагружение, граничные условия, численный эксперимент, головка цилиндра, двигатель внутреннего сгорания.

Key words: thermal loading, boundary conditions, numerical experiment, cylinder head, internal combustion engine.



В АЖНЕЙШИМ фактором, влияющим на возможность получения достоверных и точных результатов по оценке работоспособности головки цилиндра, является точность задания тепловых нагрузок на ее тепловоспринимающие и теплоотдающие поверхности [1]. С уче-