

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ТЕОРИИ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ ОБОБЩЕНИИ И ПРЕДСТАВЛЕНИИ ХАРАКТЕРИСТИК ОСЕВЫХ КОМПРЕССОРОВ АВИАЦИОННЫХ ГТД

© 2012 В. А. Григорьев, Д. С. Калабухов, В. М. Радько

Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва (национальный исследовательский университет)

Приведена методика обобщения и представления характеристик осевых компрессоров авиационных ГТД с помощью методов нейросетевой аппроксимации. Представлен алгоритм обобщения экспериментальных характеристик в математических пакетах по методам искусственных нейронных сетей. Проведено сравнение результатов аппроксимации и интерполяции характеристик нейронными сетями на основе многослойного персептрона и на основе радиальных базисных функций при различных значениях расчётной степени повышения давления в компрессоре. Показана целесообразность применения методов обобщения и представления характеристик компрессоров с помощью двухслойного персептрона.

Осевой компрессор, обобщение характеристик, аппроксимация, искусственная нейронная сеть, радиальная базисная функция, двухслойный персептрон.

Постановка проблемы

В настоящее время известно несколько методов и способов обобщения и представления характеристик компрессоров авиационных ГТД в графическом виде на различных носителях информации. Современные методы обобщения характеристик предполагают их представление в программных пакетах.

Рациональное задание характеристик компрессора без дополнительных погрешностей возможно при удовлетворении следующих требований:

- высокой точности аппроксимации и интерполяции;
- малого объёма памяти, необходимого для задания на ЭВМ;
- удобства применения в математической модели двигателя на ЭВМ;
- возможности экстраполяции и интерполяции по характеристике компрессора за пределы заданной области;
- простоты реализации метода в алгоритмах программирования на ЭВМ.

Существующие методы, описанные, например в [1-3], имеют общий недостаток – это необходимость пошагового обобщения экспериментальных характеристик компрессоров путём последовательного построения обобщённой характеристики по её характерным линиям, в то время как целесообразно проводить обобщение непосредственно на основе исходных экспериментальных данных.

Существовавшее длительное время представление характеристик в виде таблиц, в связи с малым объёмом оперативной памяти ЭВМ, приводило к её неэкономичному расходованию [4]. Сейчас проблема объёма оперативной памяти ЭВМ не стоит так остро, поэтому экспериментальные данные зачастую задаются в виде таблиц. Однако представление характеристики в табличном виде неудобно ни для визуального восприятия, ни для её анализа. Поэтому в настоящее время требуется применять такие методы обобщения исходных табличных данных, которые позволяют удовлетворить указанным выше требованиям, предъявляемым к представлению характеристик.

В случае полиномиальной аппроксимации данных возникает трудность, связанная с необходимостью выбора очень малого шага по $\bar{G}_{в.пр}$ на режимах, близких к записанию, а при высоких $\bar{n}_{к.пр}$ и $\pi_{к.пр}^*$ – во всём диапазоне изменения $\bar{G}_{в.пр}$. Применение квазилинейной интерполяции по методу [2] приводит к существенной погрешности определения параметров и требует большого количества фиктивной информации в таблице, т.е. при каждом значении $\bar{n}_{к.пр}$ необходимо задавать значения $\bar{\pi}_{к}$ или $\bar{\eta}_{к}$ для всех значений приведённого расхода от минимального при $\bar{n}_{к.пр \min}$ и до максимального при $\bar{n}_{к.пр \max}$. Известные методы табулирования данных и замены переменных [5] с последующей ин-

терполяцией многомерными кубическими сплайнами требуют сложных алгоритмов программирования на ЭВМ и не всегда удобны для использования в математической модели двигателя.

Для ухода от недостатков существующих методов предлагается инновационное направление к обобщению характеристик компрессоров – применение методов аппроксимации характеристик с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС). Важным достоинством нейросетевой аппроксимации является возможность получения обобщённых характеристик путём обработки статистических данных, заданных табличным способом в уже существующих прикладных пакетах программ для статистического и нейросетевого анализа (StatisticaNeuralNetworks, NeuroShellPredictor, MatlabNeuralNetworksToolbox и др.). Таким образом, эффективность нейросетевой аппроксимации характеристик может быть оценена до разработки соответствующего модуля в САПР ГТД.

Решение проблемы

Для того чтобы представить на информационном носителе характеристики компрессора, необходимо сперва составить методику обобщения этих характеристик. Использование методов ИНС позволяет достаточно легко обобщать исходные экспериментальные данные, представленные в табличном виде. Алгоритмы обобщения характеристик в математических пакетах по ИНС-методам строятся следующим образом.

1. Значения $G_{в пр}^*$, $\pi_{к}^*$, $n_{пр}^*$, $\eta_{к}$ и $\pi_{к р}^*$, соответствующие экспериментальным точкам, снятым с характеристик вида $\pi_{к}^* = f(G_{в пр}, n_{пр})$ и $\eta_{к} = f(G_{в пр}, n_{пр})$ для компрессоров с различными значениями расчётной степени повышения давления $\pi_{к р}^*$, заносятся либо в одну общую таблицу, либо в две таблицы для построения напорных линий и линий постоянных значений КПД, соответственно.

2. Проводится пересчёт абсолютных значений параметров $G_{в пр}^*$, $\pi_{к}^*$, $n_{пр}^*$, $\eta_{к}$ в относительные $\bar{G}_{в пр}$, $\bar{\pi}_{к}$, $\bar{n}_{пр}$ и $\bar{\eta}_{к}$ для компрессоров с определёнными значениями $\pi_{к р}^*$.

3. Применяются методы нейросетевой аппроксимации к обобщению табличных данных.

После процедуры обобщения характеристик их представляют в виде, удобном для визуального восприятия, анализа информации и применения для расчёта двигателя на начальном этапе проектирования.

Отметим, что проектирование ИНС носит во многом эвристический характер. При аппроксимации нейронными сетями необходимо задавать множество исходных данных и принципов построения и обучения ИНС. К ним относятся: объём обучающей, тестовой и поверочной выборки в процентах от общего числа наблюдений, число скрытых слоёв и нейронов в них, типы функций активации в скрытых и выходном слоях (для многослойного персептрона), диапазон значений значимых весов нейронов в скрытых и выходных слоях, тип поверхности ошибки аппроксимации, число циклов (так называемых эпох) обучения, скорость обучения. В большинстве современных нейросетевых пакетах реализованы алгоритмы автоматизированного построения ИНС путём перебора вариантов задания исходной информации и поиска оптимальных, с точки зрения поставленной задачи, вариантов ИНС. В этом случае пользователем пакета задаётся число сетей для построения или машинное время, в течение которого будет построено определённое число сетей в зависимости от их сложности и качества минимизации ошибок.

Таким образом, недостатком методов ИНС является отсутствие уверенности их проектировщика в том, что построенная им сеть является действительно наилучшей для решения конкретной задачи (в рассматриваемом случае задачи аппроксимации характеристик компрессоров). Ему следует заранее определить, какая степень качества получаемого результата в результате использования ИНС удовлетворяет поставленной задаче. В задаче аппроксимации важнейшими показателями качества являются производительности обучающей $p_о$, тестовой $p_т$ и поверочной $p_п$ выборок, которые представляют собой коэффициенты множественной детерминации R^2 регрессионной модели.

В работе для аппроксимации характеристик осевых авиационных компрессоров со значениями $\pi_{к р}^*$, лежащими в пределах диапазона значений 2,5...22,5, применялись сети на основе многослойного персептрона (МП) и сети на основе радиальных базисных

функций (РБФ). Эти сети были выбраны как относительно простые по своей архитектуре и по алгоритмам обучения и достаточно эффективные для решения статистических задач.

Построение обобщённых характеристик компрессоров проводилось в статистическом пакете StatisticaNeuralNetwork согласно изложенному выше алгоритму в следующей последовательности.

1. Было создано два файла, которые представляют собой таблицы исходных данных, снятых с экспериментальных характеристик для аппроксимации напорных линий $\bar{n}_{\text{пр}} = \text{const}$ и изолиний КПД $\bar{\eta}_{\text{к}} = \text{const}$. Общее число наблюдений для построения линий $\bar{n}_{\text{пр}} = \text{const}$ равнялось 175, а для построения линий было равным 310.

2. Исходные величины параметров обезразмеривались по отношению к значениям этих параметров в рабочих точках экспериментальных характеристик осевых компрессоров.

3. С помощью модуля AutomatedNeuralNetwork проводились следующие операции:

3.1. В меню NewAnalysis был выбран пункт Regression, который позволяет решать задачи регрессии (аппроксимации) исходных данных.

3.2. Выбраны зависимые и независимые переменные модели. Для построения напорных линий в качестве зависимой переменной были испробованы $\bar{G}_{\text{в пр}}, \bar{\pi}_{\text{к}}$ и $\bar{n}_{\text{пр}}$. Лучшие значения показателей производительности сети были получены при аппроксимации зависимости $\bar{G}_{\text{в пр}} = f(\bar{\pi}_{\text{к}}, \bar{n}_{\text{пр}}, \pi_{\text{кр}}^*)$. Для построения изолиний КПД аппроксимировалась зависимость $\bar{\eta}_{\text{к}} = f(\bar{\pi}_{\text{к}}, \bar{G}_{\text{в пр}}, \pi_{\text{кр}}^*)$ при значениях $\bar{n}_{\text{пр}} = \text{const}$.

3.3. В меню (вкладке) Sampling был проведен выбор объёмов обучающей, тестовой и поверочной выборок в процентах от общего числа наблюдений. Обучение ИНС проводилось при различных соотношениях объёмов этих выборок. Лучшие результаты по качеству моделей были получены при

следующем распределении выборок: 60% от общего числа наблюдений составляла обучающая выборка и по 20% – тестовая и поверочная выборки.

3.4. В меню Train/RetainNetwork было выбрано 100 сетей для анализа данных, из которых в памяти ЭВМ сохранялось 5 наилучших. Критерием выбора сохраняемой сети была принята наименьшая ошибка на поверочной выборке.

3.5. В меню NetworkType последовательно выбирались типы проектируемых сетей – двухслойный перцептрон с числом скрытых нейронов от 3 до 10 и РБФ с числом скрытых нейронов от 17 до 38.

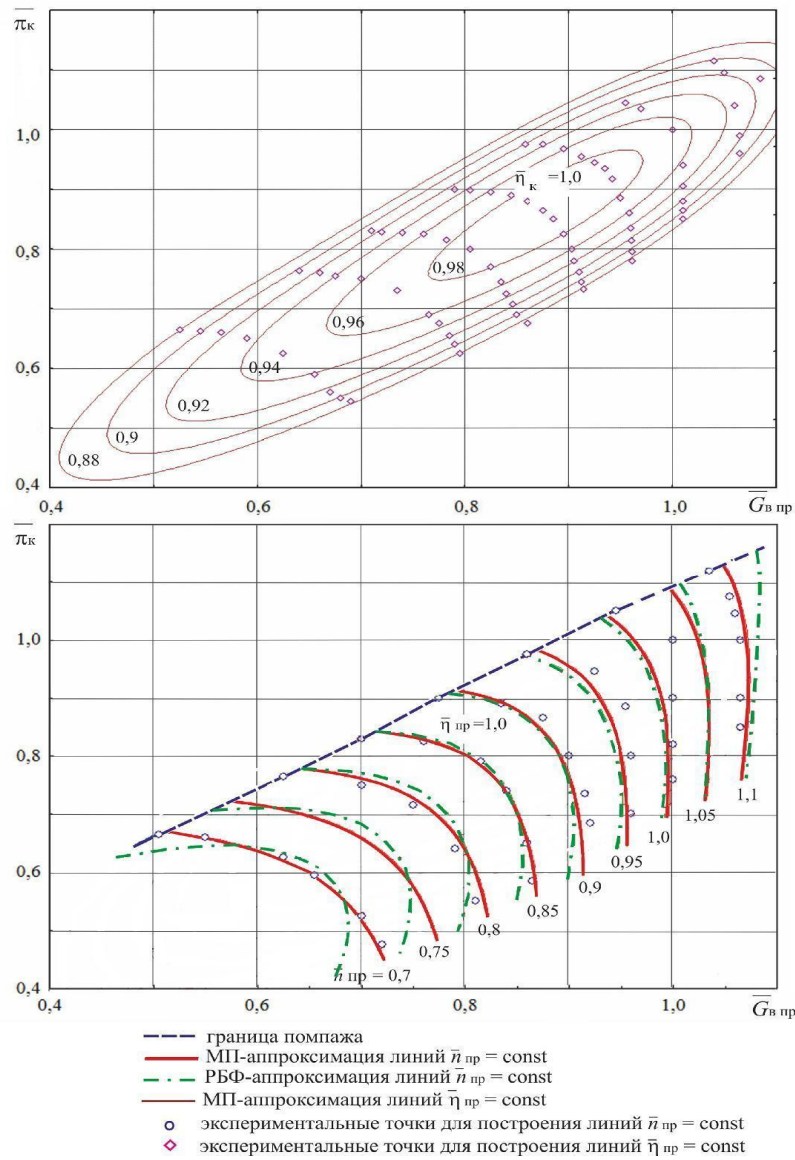
3.6. В меню MLPActivationFunctions выбраны все доступные в модуле функции активации для МП скрытого и выходного слоев для использования их в проектируемых сетях.

3.7. Минимальные и максимальные значения весов статистически значимых нейронов в скрытых и выходных слоях выбирались по умолчанию в меню Weight Decay и принимали значения 10^{-4} и 10^{-3} , соответственно.

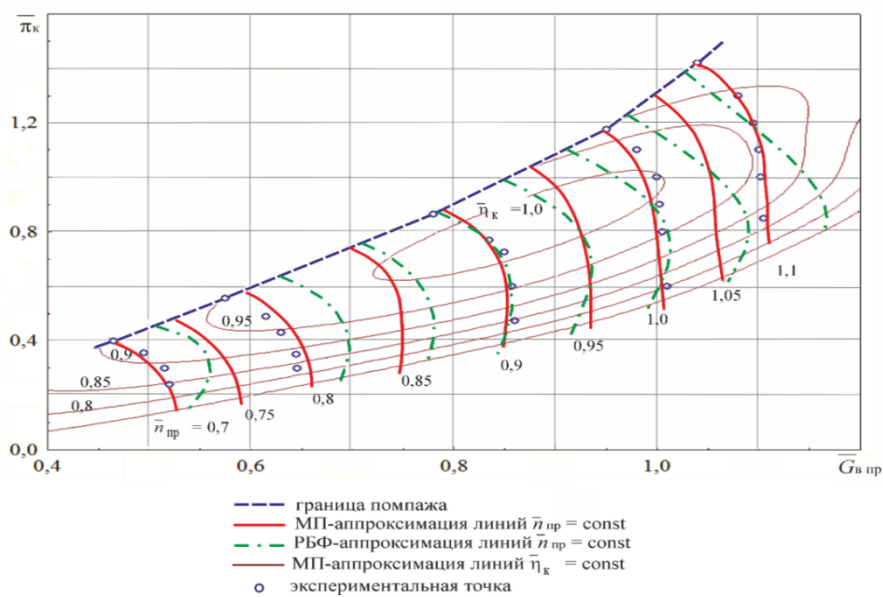
3.8. Проводилось обучение сетей с заданными выше параметрами.

Представление характеристик компрессоров проводилось с помощью средств графической визуализации модуля AutomatedNeuralNetwork. Для получения напорных линий при некотором значении $\pi_{\text{кр}}^*$ зависимость $\bar{G}_{\text{в пр}} = f(\bar{\pi}_{\text{к}}, \bar{n}_{\text{пр}})$ была перестроена в виде $\bar{n}_{\text{пр}} = f(\bar{G}_{\text{в пр}}, \bar{\pi}_{\text{к}})$. Зависимость $\bar{\eta}_{\text{к}} = f(\bar{G}_{\text{в пр}}, \bar{\pi}_{\text{к}})$ использовалась для построения изолиний КПД непосредственно. Отметим, что исходные данные по $\bar{G}_{\text{в пр}}$ и $\bar{\pi}_{\text{к}}$ снимались с характеристик при фиксированных значениях $\bar{n}_{\text{пр}}$.

Результаты аппроксимации обобщённых характеристик компрессоров с помощью ИНС по трём срезам плоскостями $\pi_{\text{кр}}^* = 2, 6$, $\pi_{\text{кр}}^* = 10$ и $\pi_{\text{кр}}^* = 22,5$ приведены на рис. 1, 2.



а



б

Рис. 1. Обобщённые характеристики осевых компрессоров, построенные с помощью методов ИНС при $\pi_{кр}^* = 2,6$ (а), $\pi_{кр}^* = 10$ (б)

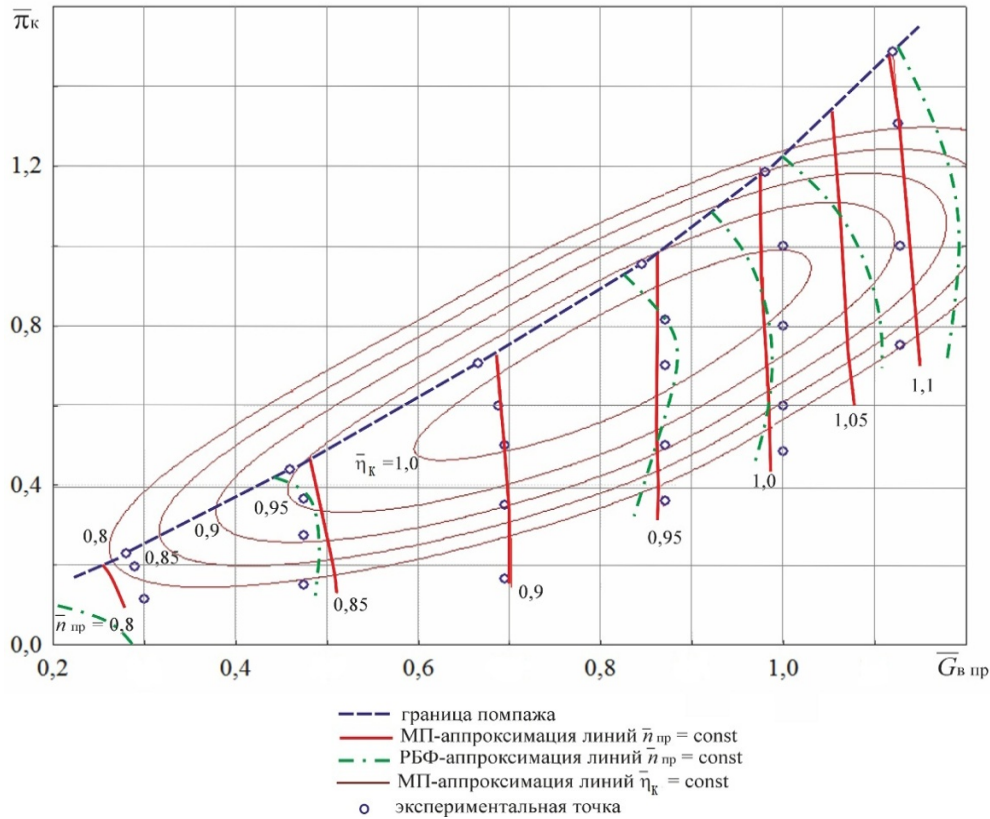


Рис. 2. Обобщённые характеристики осевых компрессоров, построенные с помощью методов ИНС при $\pi_{кр}^* = 22,5$

Из представленных рисунков видно, что аппроксимация характеристик сетями РБФ даёт гораздо менее качественные результаты по сравнению с аппроксимацией сетями, основанными на двухслойном персептроне. Возможно, это объясняется некорректным выбором радиусов и центров обучающих точек программой расчёта РБФ. Другой причиной может быть общая непригодность гауссовой функции активации для аппроксимации характеристик компрессоров.

В отличие от аппроксимации характеристик полиномами, приближение расчётных кривых $\bar{\eta}_{пр} = \text{const}$ к экспериментальным точкам лучше для значений $\bar{\eta}_{пр}$, отличных от расчётного (т.е. $\bar{\eta}_{пр} = 1$) [1]. Вероятно, это объясняется взаимным расположением экспериментальных точек при $\bar{\eta}_{пр} = 1$, затрудняющим плавное протекание кривой достаточно близко к этим точкам.

На рис. 1, 2 также показаны интерполированные кривые $\bar{\eta}_{пр} = \text{const}$, свидетельствующие о достаточно высоком качестве ин-

терполяции при использовании в качестве сети двухслойного персептрона.

Отметим, что методы ИНС в текущих условиях решения поставленной задачи не позволили провести адекватную интерполяцию границы помпажа по различным $\pi_{кр}^*$.

Одной из причин этого является, например, близость значений $\bar{G}_{в пр}$ при фиксированных $\bar{\pi}_к$ и разных $\pi_{кр}^*$. Это приводит к тому, что значения остатков, т.е. погрешностей аппроксимации, зачастую превышают разницу между значениями $\bar{G}_{в пр}$ при обозначенных условиях. Кроме того, пакет STATISTICA не позволяет строить в графических модулях многомерные зависимости с самопересекающимися линиями уровня. Поэтому линии границы помпажа при значениях $\pi_{кр}^* = \text{const}$ строились путём линейной интерполяции соответствующих экспериментальных точек.

Возможно, что для аппроксимации границы помпажа методами ИНС нужны иные алгоритмы обучения нейронных сетей и другие математические пакеты.

Показатели качества лучших из построенных сетей принимают следующие значения:

• $p_o = 0,9968$, $p_T = 0,9968$, $p_n = 0,9945$ для сети, аппроксимирующей зависимость $\bar{G}_{в пр} = f(\bar{\pi}_к, \bar{n}_{пр}, \pi_{кр}^*)$ (сеть характеризуется десятью нейронами в скрытом слое, тангенциальной функцией активации в скрытом слое и экспоненциальной – в выходном);

• $p_o = 0,9581$, $p_T = 0,922$, $p_n = 0,9454$ для сети, аппроксимирующей зависимость $\bar{\eta}_к = f(\bar{\pi}_к, \bar{G}_{в пр}, \pi_{кр}^*)$ (сеть характеризуется девятью нейронами в скрытом слое, экспонен-

циальной функцией активации в скрытом слое и логистической – в выходном).

Эффективность построенных нейронных сетей была проверена при интерполяции обобщённых характеристик по параметру $\pi_{кр}^*$. На рис.3 изображена характеристика при $\pi_{кр}^* = 14$. Ввиду вышеуказанных особенностей и трудностей аппроксимации границы помпажа, на рисунке показана линия границы помпажа, соответствующая значению $\pi_{кр}^* = 10$ (разумеется, такое приближение пригодно лишь для качественной оценки характера напорных кривых).

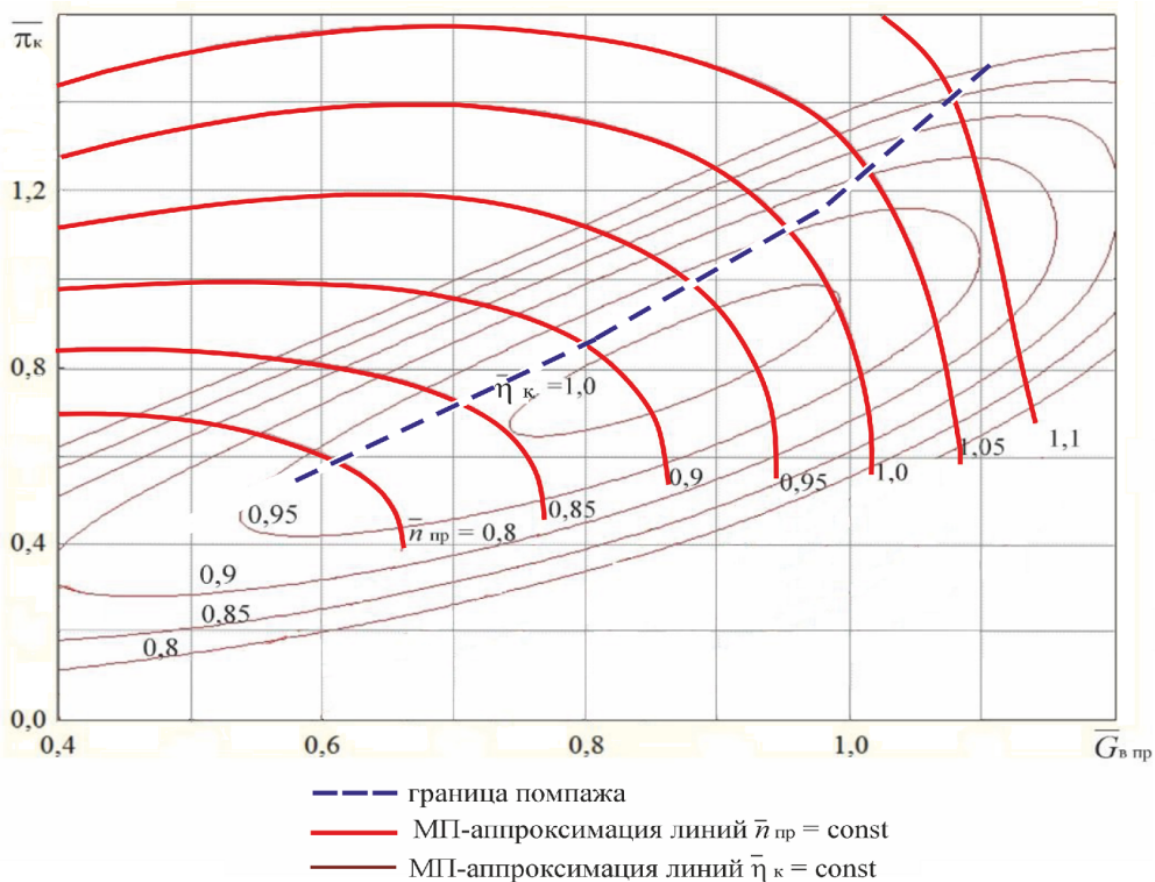


Рис. 3. Интерполированные обобщенные характеристики осевых компрессоров для $\pi_{кр}^* = 14$

Поведение напорных кривых и линий КПД на характеристике качественно соответствует компрессорам средней напорности. Кроме того, сеть на основе МП позволяет экстраполировать характеристики за заданный диапазон значений $\pi_{кр}^*$, но следует отметить, что компрессоры высокого давления с $\pi_{кр}^* > 22$ в авиационных двигателях практически не применяются.

Заключение

Использование нейронных сетей позволяет проводить аппроксимацию заданных табличным способом данных для обобщённых характеристик осевых компрессоров и представлять характеристики в удобном для анализа виде, получать при этом достаточно высокие значения показателей качества аппроксимации. Нейронные сети реализуют возможность интерполяции и экстраполяции

характеристик по основным параметрам рабочего процесса компрессора. Поэтому предлагаемые методы ИНС рекомендуются и для решения задачи обобщения и представления характеристик компрессоров центробежного, осецентрибежного и диагонального типов.

Библиографический список

1. Дружинин, Л.Н. Аппроксимация характеристик компрессора аналитическими функциями двух переменных [Текст] / Л.Н. Дружинин, Н.В. Морозова // Тр. ЦИАМ, Вып. 645.-М.: ЦИАМ, 1975.

2. Коварцев, А.Н. Представление в расчётах на ЭВМ обобщённых характеристик компрессоров ГТД с помощью многомерного параболического сплайна со свободными граничными условиями [Текст] / А.Н. Коварцев // Проектирование и доводка авиаци-

онных газотурбинных двигателей.- Куйбышев: КуАИ, 1983.- С. 25-31.

3. Григорьев, В.А. Разработка для САПР подсистемы визуализации результатов проектирования малоразмерных ГТД [Текст] / В.А. Григорьев, В.А. Морозов // Вестн. СГАУ. Сер.Проблемы и перспективы развития двигателестроения.- Вып. 2.-Ч. 2.- Самара: СГАУ, 1998.- С. 46-50.

4. Горюнов, И.И. Метод представления характеристик компрессоров в математических моделях газотурбинных двигателей [Текст] / И.И. Горюнов // Вестн. СГАУ Самара: СГАУ, - 2006. - №3. - С. 7-12.

5. Тунаков, А.П. Методы оптимизации при доводке и проектировании газотурбинных двигателей [Текст] / А.П. Тунаков.-М.: Машиностроение, 1979.- 184 с.

APPLICATION OF THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS THEORY METHODS FOR GENERALIZATION AND REPRESENTATION CHARACTERISTICS OF AVIATION GAS TURBINE ENGINES AXIAL COMPRESSORS

© 2012 V. A. Grigoriev, D. S. Kalabukhov, V. M. Rad'ko

Samara State Aerospace University named after academician S.P. Korolyov
(National Research University)

The methods of generalization and representation characteristics of gas turbine axial compressor using the methods of neural network approximation. An algorithm for experimental performance generalization in mathematical packages on methods of artificial neural networks are submitted. We compare the results of approximation and interpolation characteristics by neural networks based on multi-layer perceptron and based on radial basis functions for different values of the design compressor pressure ratio. The expediency of applying the methods of generalization and representation compressor characteristics using a two-layer perceptron are shown.

Axial compressor, characteristics generalization, approximation, artificial neural network, radial basis function, two-layer perceptron.

Информация об авторах

Григорьев Владимир Алексеевич, доктор технических наук, профессор кафедры теории двигателей летательных аппаратов, Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва (национальный исследовательский университет). E-mail: va_grig@ssau.ru. Область научных интересов: испытание авиационных двигателей, начальное проектирование газотурбинных двигателей и их узлов.

Калабухов Дмитрий Сергеевич, младший научный сотрудник, Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва (национальный исследовательский университет). E-mail: dskalabuhov@gmail.com. Область научных интересов: рабочие процессы в авиационных компрессорах и турбинах.

Радько Владислав Михайлович, кандидат технических наук, доцент кафедры теории двигателей летательных аппаратов, Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва (национальный исследовательский университет). E-mail: zpov1969@gmail.com. Область научных интересов: рабочие процессы в авиационных компрессорах и турбинах.

Grigoriev Vladimir Alekseevich, doctor of technical sciences, professor of the aircraft engine theory department, Samara State Aerospace University named after academician S.P. Korolyov (National Research University). E-mail: va_grig@ssau.ru. Area of Research: the choice of parameters and design of small gas turbine engines.

Kalabuhov Dmitry Sergeevich, junior researcher, Samara State Aerospace University named after academician S.P. Korolyov (National Research University). E-mail: dskalabuhov@gmail.com. Area of Research: working processes in ultralow power turbines.

Radko Vladislav Mikhailovich, candidate of technical sciences, associate professor of the aircraft engine theory department, Samara State Aerospace University named after academician S.P. Korolyov (National Research University). E-mail: zpov1969@gmail.com. Area of Research: working processes in ultralow power turbines.