

УДК 629.7.064.2

doi: 10.18698/0536-1044-2019-6-41-49

К вопросу построения нейросетевой математической модели для оценки объемного расхода сжатого воздуха через пропорциональный клапан

М.С. Зеленов¹, А.В. Чернышев²

¹ ФГУП «НПО «Техномаш»

² МГТУ им. Н.Э. Баумана

A Neural Network Mathematical Model Design Method for Estimating Compressed Air Volume Flow through a Proportional Valve

M.S. Zelenov¹, A.V. Chernyshev²

¹ Federal State Unitary Enterprise — Research and Production Association Tekhnomash

² Bauman Moscow State Technical University

Предложен подход к построению нейросетевых моделей рабочих процессов в элементах запорно-регулирующей арматуры. Такой тип моделей может быть использован для обоснованного выбора комплектующих при создании многокомпонентных пневматических систем. В качестве примера рассмотрено применение указанного подхода к разработке искусственной нейронной сети для оценки объемного расхода сжатого воздуха через пропорциональный клапан. Для получения выборки использованы данные, приведенные производителем. Описаны структура предлагаемой нейросетевой модели, предобработка данных для ее настройки и выбранный алгоритм настройки. Разработана компьютерная программа для составления настроечной и проверочной выборок и последующей настройки нейронной сети. Имитация результатов измерений на натурном изделии выполнена с помощью дополнительного нормально распределенного шума со стандартным отклонением 0,02. Проведено сравнение результатов, рассчитанных по двум математическим моделям — нейросетевой и классической, дополненной эмпирическими коэффициентами. Расхождение полученных данных не превышает 1,5 % максимального значения объемного расхода сжатого воздуха для конкретной модели пропорционального клапана.

Ключевые слова: пневматические системы, нейронная сеть, математическая модель, регулирование расхода воздуха

The article describes an approach to neural network model design for simulating processes in shut-off and control pneumatic devices. This type of model can be used for a reasoned selection of components for multi-component pneumatic system configurations. As an example, the application of the proposed approach to the development of an artificial neural network to estimate the compressed air volume flow through a proportional valve is considered. The manufacturer's catalog is used to obtain data samples. The structure of the proposed neural network model, data preprocessing for model configuration, and the selected learning algorithm are described. A computer program for compiling train and test data samples and the subsequent neural network training is developed. The results of measurements are simulated using additional, normally distributed noise with a standard deviation of 0.02. The results obtained using two mathematical models, the neural network model and the classical one, supplemented by empirical coefficients, are compared. The

maximum deviation between the two models is less than 1.5 % of the maximum volume flow rate for a particular proportional valve model.

Keywords: pneumatic systems, proportional valve, neural network, mathematical model, air flow control

Современные пневматические системы все чаще оборудуют электромагнитными клапанами с возможностью пропорционального регулирования расхода воздуха. Эти изделия производят такие ведущие мировые арматуро-строительные компании, как Camozzi [1], SMC [2], Norgren [3] и др.

Электромагнитные клапаны предназначены для бесступенчатого изменения расхода рабочего тела (РТ) пропорционально управляющему сигналу. Потенциальными областями их применения служат системы дозирования, оборудование медико-биологического назначения, вакуумные производственные системы, научное и аэрокосмическое оборудование. Примерами последнего являются испытательные системы для имитации условий эксплуатации и системы жизнеобеспечения пилотируемых аппаратов [4].

Разработка наукоемкого оборудования с использованием пропорциональных клапанов (ПК) требует серьезного математического моделирования рабочих процессов как системы в целом, так и ее отдельных частей. Это повышает надежность проектируемых систем и снижает затраты на проведение натурных испытаний.

Применяемые математические модели рабочих процессов в пневматических устройствах, построенные в приближении сосредоточенных параметров, зачастую имеют ограничения по точности вследствие конструктивных особенностей конкретных изделий. Использование моделей с распределенными параметрами повышает точность расчетов, однако их трудно применять при исследовании нестационарных пневматических систем с большим количеством элементов.

В связи с этим для расчета больших систем нужны математические модели рабочих процессов в элементах запорно-регулирующей арматуры (ЗРА), не требующие многочисленных вычислений, но имеющие высокое совпадение с экспериментальными данными. Такие модели нельзя использовать при разработке самих изделий, но можно применять для обоснованного выбора комплектующих при проектировании ответственных пневматических систем. При этом крайне желательным является единство подхода к созданию подобных моделей.

Один из вариантов такого подхода — составление математических моделей рабочих процессов в виде искусственных нейронных сетей (ИНС). Эти модели не нуждаются в детальном техническом описании объекта моделирования, так как их разрабатывают на основе экспериментальных данных. Для обеспечения совпадения результатов натурных испытаний и расчетных исследований не требуется введения поправочных коэффициентов и зависимостей.

Цель работы — подтверждение возможности применения указанного подхода для работы с пневматическими ПК.

В качестве критерия оценки принято совпадение результатов математического моделирования, рассчитанных с использованием ИНС, и данных, полученных с помощью классических зависимостей, дополненных поправочными коэффициентами.

Объектом моделирования являлся ПК с прямым управлением AP-7211-LR2 и условным диаметром проходного сечения 1,6 мм, выпускаемый компанией Camozzi (Италия).

В каталоге [1] приведены экспериментальные зависимости объемного расхода сжатого воздуха (СВ) при истечении в вакуум от относительной величины управляющего сигнала (ОВУС) при различных значениях давления на входе в ПК. Эта величина, изменяемая в диапазоне от 0 до 1, определяется выражением

$$u = \frac{I_{\text{тек}}}{I_{\text{max}}},$$

где $I_{\text{тек}}$ и I_{max} — текущее и максимальное (конструктивный параметр ПК) соответственно значение управляющего сигнала по току.

Зависимости объемного расхода СВ через ПК от ОВУС u при давлении на входе в ПК $p_{\text{вх}} = 300, 500$ и 700 кПа приведены на рис. 1, где кривые соответствуют данным эксперимента, а точки — результатам расчета по математической модели. Как видно из рис. 1, для различных перепадов давления на запорном элементе ПК открытие проходного сечения происходит при разных значениях параметра u . В основном этот эффект связан с соотношением действующих на запорный элемент ПК газовой силы, силы тяги электромагнита и силы упругости пружины.

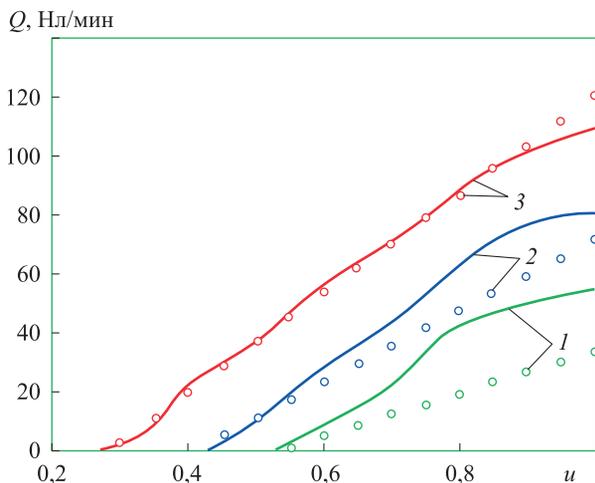


Рис. 1. Расчетные (точки) и экспериментальные (кривые) зависимости объемного расхода СВ через ПК Q от ОВУС u при давлении на входе в ПК:

$p_1 = 300$ (1), 500 (2) и 700 кПа (3)

Объемный расход воздуха через элемент ЗРА рассчитывается на основе теоретического значения массового расхода воздуха, который определяется по формуле для истечения сжимаемой среды записанной в форме, предложенной Сен-Венаном и Ванцелем [5]:

$$G = f p_1 \begin{cases} \sqrt{\frac{2k}{k-1} \frac{M}{RT_1} \left[\left(\frac{p_2}{p_1}\right)^{\frac{2}{k}} - \left(\frac{p_2}{p_1}\right)^{\frac{(k+1)}{k}} \right]} & \text{при } \frac{p_2}{p_1} \geq \beta_{кр}; \\ \sqrt{\frac{2k}{k+1} \frac{M}{RT_1} \left(\frac{2}{k+1}\right)^{\frac{2}{(k-1)}}} & \text{при } \frac{p_2}{p_1} < \beta_{кр}, \end{cases} \quad (1)$$

где f — площадь проходного сечения в элементе ЗРА; p_1 и p_2 — давление на входе и выходе элемента ЗРА; k — показатель адиабаты; M — молярная масса воздуха; R — универсальная газовая постоянная; T_1 — температура воздуха на входе в местное сопротивление; $\beta_{кр}$ — критическое отношение давлений, соответствующее переходу от докритического режима истечения к критическому, $\beta_{кр} = \left(\frac{p_2}{p_1}\right)_{кр}$.

Принцип работы ПК состоит в перемещении запорного элемента относительно седла в положение, соответствующее значению управляющего тока, поданного на обмотку электромагнитного привода. В идеальном случае зависимость между площадью проходного сечения и сигналом управления линейная. В связи с этим функция соответствия между площадью проходного сечения f и ОВУС имеет вид

$$f = \frac{\pi d^2}{4} \begin{cases} u - u^*(\Delta p) & \text{при } u > u^*(\Delta p); \\ 0 & \text{при } u \leq u^*(\Delta p), \end{cases}$$

где d — условный диаметр проходного сечения ПК; $u^*(\Delta p)$ — аппроксимированное значение u , соответствующее отрыву запорного элемента ПК от седла при перепаде давлений $\Delta p = p_1 - p_2$.

Для сравнения расчетных и экспериментальных характеристик элемента ЗРА значение объемного расхода СВ приведено к нормальным условиям:

$$Q = \frac{G}{\rho},$$

где ρ — плотность воздуха при нормальных условиях (при абсолютном давлении $p = 100$ кПа и температуре $T = 293$ К).

Приведенные выражения использованы для построения серии расчетных графиков (см. рис. 1), описывающих зависимость объемного расхода СВ от ОВУС. Из сравнения расчетных и экспериментальных зависимостей следует, что погрешность расчета составляет до 37%. Также результаты экспериментальных исследований [1] показывают, что рабочие характеристики реального элемента ЗРА имеют нелинейный характер, что можно объяснить рядом факторов.

Во-первых, закон управления каждого конкретного элемента ЗРА отличается от идеального пропорционального закона. Это связано с такими явлениями, как нелинейная жесткость пружины, гистерезис при электромагнитном преобразовании сигнала, эффект залипания запорного элемента и газодинамическое воздействие на него. Форма расходных характеристик других ПК серии AP, приведенных в каталоге [1], показывает, что конструкция каждой модели значительно влияет на характер нелинейности.

Во-вторых, геометрия проточной полости ПК отличается от геометрии сопла, использованного для вывода уравнения (1). При этом следует учитывать, что эта геометрия в каждый момент времени зависит от текущего значения управляющего сигнала.

В-третьих, уравнение Сен-Венана–Ванцеля построено с допущением об отсутствии внутреннего трения при течении газа в сопле. Влияние вязкости реального газа можно оценить в зависимости от числа Рейнольдса. Характерные графики для элементов ЗРА типа сопло-

заслонка, к которым относятся и клапаны серии AP, приведены в публикации [6].

В совокупности эти факторы приводят к нелинейному отклонению действительного объемного расхода РТ от теоретического. В работе [5] для учета этой разницы предложено использовать коэффициент расхода μ :

$$Q_{\text{действ}} = \mu Q_{\text{теор.}}$$

Этот коэффициент учитывает потери, вызванные вязкостью РТ и отличием геометрии местного сопротивления от идеального сопла. В связи с этим коэффициент μ не превышает единицы. Как видно из рис. 1, в некоторых случаях действительный расход РТ больше теоретического. Это объясняется более сложной зависимостью между объемным расходом РТ через элемент ЗРА и управляющим сигналом. В литературе такая информация не приводится, что снижает точность расчетов при проектировании пневматических систем с использованием ПК.

При наличии достаточного количества экспериментальных данных можно разработать математическую модель с применением ИНС, описывающую зависимость между объемным расходом РТ, давлением на входе в ПК, давлением на выходе из ПК и управляющим сигналом. Создание такой модели включает в себя следующие этапы [7]:

- определение области допустимых значений входных параметров;
- выполнение серии экспериментов на объекте моделирования для построения таблицы соответствия между условиями (входными параметрами модели) и результатом (выходными параметрами модели) работы;
- подготовка данных для процедуры настройки ИНС (нормирование значений; разбиение их массива на выборки для настройки, попутной и итоговой проверок; добавление шума и т. д.);
- выбор структуры ИНС — количества слоев и нейронов в них, функции активации, характера внутренних связей и т. д.;
- выбор метода для настройки весовых коэффициентов ИНС;
- настройка ИНС с попутной проверкой полученных результатов на соответствующей выборке;
- тестирование результатов настройки ИНС на данных из выборки для итоговой проверки.

Первичными данными для моделирования является информация, приведенная в каталоге [1]:

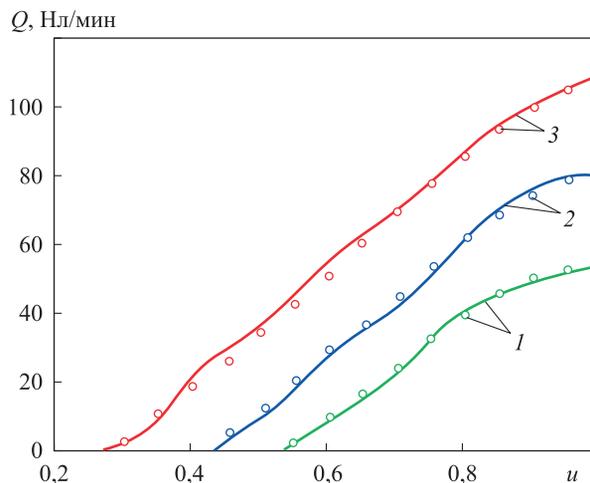


Рис. 2. Расчетные (точки) и экспериментальные (кривые) зависимости объемного расхода СВ через ПК Q от ОВУС u при давлении на входе в ПК $p_1 = 300$ (1), 500 (2) и 700 кПа (3)

графические зависимости объемного расхода СВ от ОВУС при различных значениях входного избыточного давления, условный диаметр проходного сечения и максимальное рабочее избыточное давление. Приведенные графики описывают работу клапана лишь для трех значений входного давления, что делает необходимым проведение дополнительных экспериментов для обеспечения полноты настроечной выборки.

В рамках данной работы для подтверждения применимости предлагаемого подхода соответствующие эксперименты проведены на основании математической модели с использованием уравнения (1), дополненного эмпирическими коэффициентами, полученными в результате обработки представленных графических зависимостей. Аналогичный подход описан в работе [8].

На рис. 2 приведены зависимости, рассчитанные по предложенной модели (точки) и построенные по экспериментальным данным (кривые) [1]. Расчеты выполнены для воздуха при постоянной температуре 293 К.

В качестве входных параметров для разрабатываемой ИНС выбраны давление на входе в ПК p_1 , давление на выходе из ПК p_2 и ОВУС u . Область допустимых значений входных параметров: $p_1 \in [0, 700]$ кПа; $p_2 \in [0, 700]$ кПа; $u \in [0, 1]$. Максимальное допустимое давление выбрано на основе данных каталога [1]. В качестве выходного параметра принят объемный расход СВ через ПК Q .

Для проведения серии вычислительных экспериментов выполнено разбиение области допустимых значений с шагом дискретизации по

входному давлению 35 кПа и шагом по ОБУС, равным 0,1. Дискретизация по выходному давлению проведена с переменным шагом на основании постоянства объемного расхода СВ при критическом режиме течения РТ и резком изменении Q при малых колебаниях выходного давления в области значений, близких к входному давлению.

Каждая ИНС состоит из искусственных нейронов, представляющих собой элементарное функциональное преобразование суммарного взвешенного входного сигнала:

$$z = f(u) = f\left(\sum_i w_i x_i + b\right),$$

где z — выходной сигнал нейрона; $f(u)$ — функция преобразования определенного типа, $u = \sum_i w_i x_i + b$; w_i — весовой коэффициент связи по i -му входному сигналу; x_i — i -й входной сигнал нейрона; b — смещение данного нейрона.

Функциональные преобразования связаны между собой так, что выходные сигналы одного нейрона становятся входными сигналами дру-

гого. Для того чтобы упростить представление этих взаимосвязей, каждый нейрон изображают в виде схемы, приведенной на рис. 3. Нейроны объединяются в слои, в которых все они имеют общие входные сигналы. Внутренние связи в слое отсутствуют.

Для моделирования рабочих процессов в ПК предлагается использовать ИНС прямого прохождения, состоящую из трех слоев. На первый слой подаются входные сигналы математической модели, а выходной сигнал последнего слоя является ее выходным сигналом. Количество нейронов в первом и втором слоях может варьироваться в зависимости от необходимого качества настройки. Предлагаемая структура ИНС показана на рис. 4.

Каждый нейрон, обозначенный в структуре ИНС оранжевым кругом, реализует функциональное преобразование типа «гиперболический тангенс», а нейрон последнего слоя, обозначенный зеленым кругом, — функциональное преобразование типа ReLU (Rectified Linear Unit) [9]:

$$z = \begin{cases} u & \text{при } u > 0; \\ 0 & \text{при } u \leq 0. \end{cases}$$

Такой тип преобразования выбран потому, что одним из режимов работы ПК является отсечение потока, происходящее при одном из двух условий. В первом (тривиальном) электрический сигнал не подан на обмотку электромагнитного привода. Во втором случае совокупная сила сопротивления превышает силу электромагнитной тяги. Оба условия характеризуются нулевым объемным расходом РТ.

Этап подготовки данных включал в себя три процедуры. Нормирование входных и выходных сигналов проведено методом min-max [10] в интервалах $[-1, 1]$ и $[0, 1]$ соответственно. Разбиение полученного массива значений на выборки для настройки и попутной проверки выполнено в соотношении 7:3.

Для имитации результатов измерения объемного расхода СВ число примеров в настроечной выборке увеличено в 10 раз с добавлением к выходному сигналу случайного шума. Распределение шума — нормальное, со стандартным отклонением 0,02. Выборка для попутной проверки составлена без шума для обеспечения наглядности процесса настройки.

Суть разработки математической модели в виде ИНС состоит в выявлении таких весовых коэффициентов и смещений, при которых

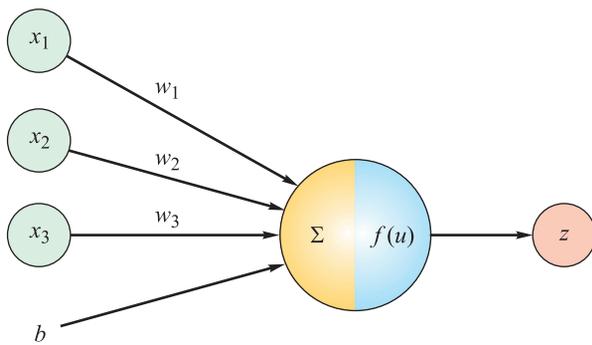


Рис. 3. Схема искусственного нейрона

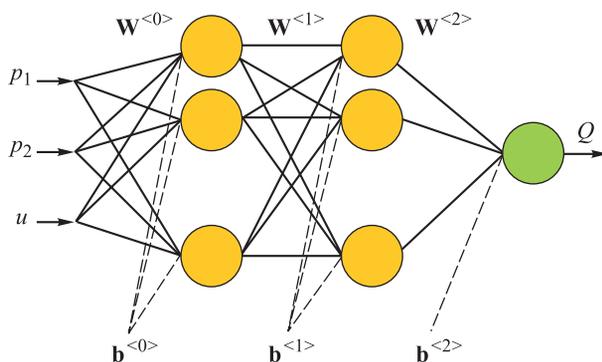


Рис. 4. Предлагаемая структура ИНС:

$W^{<0>}$, $W^{<1>}$, $W^{<2>}$ — матрицы весовых коэффициентов;
 $b^{<0>}$, $b^{<1>}$, $b^{<2>}$ — векторы смещений

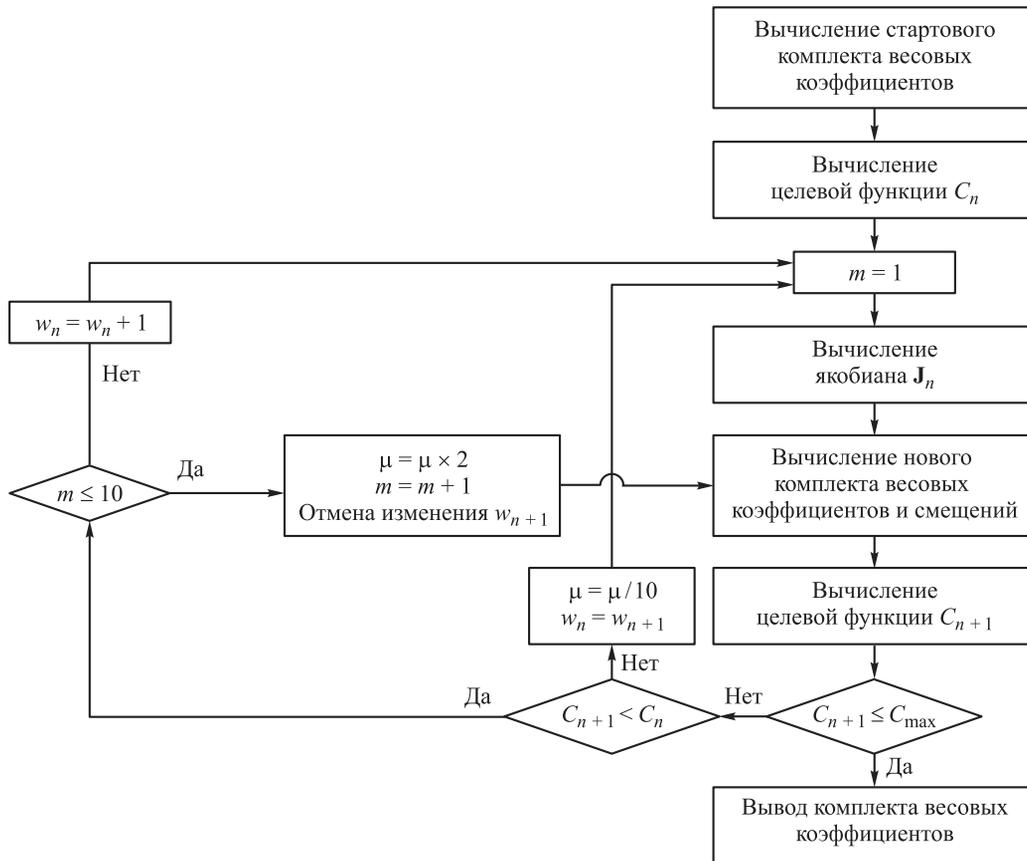


Рис. 5. Общая блок-схема алгоритма Левенберга–Марквардта

обеспечивается минимум целевой функции — среднеквадратичного отклонения

$$C = \frac{1}{N} \sum_i^N (Q_{\text{выб}} - Q_{\text{ИНС}})^2,$$

где N — число примеров в выборке; $Q_{\text{выб}}$ и $Q_{\text{ИНС}}$ — расход в примере и расход, вычисленный с помощью ИНС.

Определение глобального минимума этой функции — сложная задача. На практике достаточным условием окончания процесса настройки является соотношение

$$C \leq C_{\text{max}},$$

где C_{max} — максимальное допустимое значение среднеквадратичного отклонения.

Для вычисления весовых коэффициентов и смещений используют итерационный метод Левенберга–Марквардта [11]. На каждом шаге новый комплект весовых коэффициентов и смещений определяется по формуле

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n - (\mathbf{J}_n^T \mathbf{J}_n + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}_n^T \mathbf{e}_n, \quad (2)$$

где \mathbf{w}_n — вектор весовых коэффициентов, включая весовые коэффициенты смещения, рас-

считанные для n -й итерации обучения (вектор формируется из элементов матриц весовых коэффициентов и смещений всех переходов); \mathbf{J}_n — якобиан (матрица Якоби) на n -й итерации; μ — регулирующий параметр; \mathbf{I} — единичная матрица; \mathbf{e}_n — вектор абсолютных погрешностей выходных сигналов ИНС относительно выходных сигналов, описанных в настройочной выборке, на n -й итерации.

Полное количество весовых коэффициентов w в сети составляет A , а полное количество смещений b — B .

В выражении (2):

$$\mathbf{w}_n = (w_{n1} \ w_{n2} \ \dots \ w_{nA} \ b_{n1} \ \dots \ b_{nB});$$

$$Q_n = \begin{pmatrix} \frac{\partial Q_{\text{ИНС}1n}}{\partial \mathbf{w}_1} & \dots & \frac{\partial Q_{\text{ИНС}1n}}{\partial \mathbf{w}_A} & \frac{\partial Q_{\text{ИНС}1n}}{\partial \mathbf{b}_1} & \dots & \frac{\partial Q_{\text{ИНС}1n}}{\partial \mathbf{b}_B} \\ \frac{\partial Q_{\text{ИНС}2n}}{\partial \mathbf{w}_1} & \dots & \frac{\partial Q_{\text{ИНС}2n}}{\partial \mathbf{w}_A} & \frac{\partial Q_{\text{ИНС}2n}}{\partial \mathbf{b}_1} & \dots & \frac{\partial Q_{\text{ИНС}2n}}{\partial \mathbf{b}_B} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial Q_{\text{ИНС}Nn}}{\partial \mathbf{w}_1} & \dots & \frac{\partial Q_{\text{ИНС}Nn}}{\partial \mathbf{w}_A} & \frac{\partial Q_{\text{ИНС}Nn}}{\partial \mathbf{b}_1} & \dots & \frac{\partial Q_{\text{ИНС}Nn}}{\partial \mathbf{b}_B} \end{pmatrix};$$

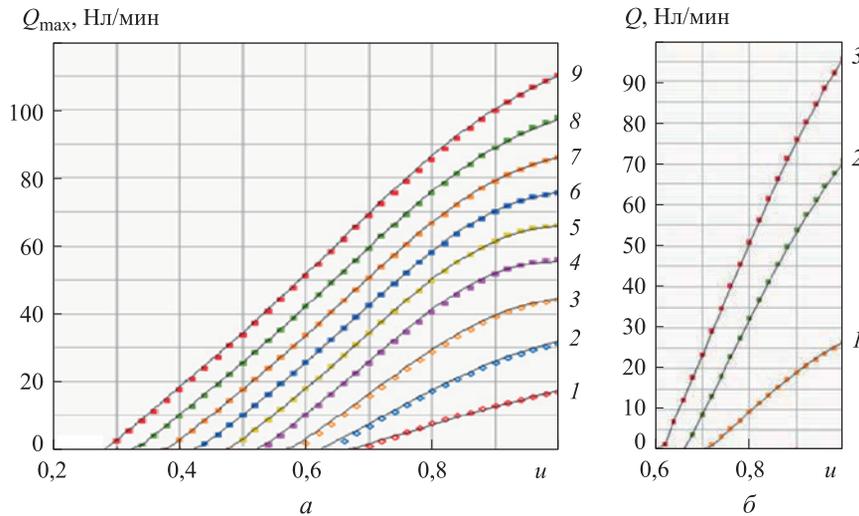


Рис. 6. Зависимости максимального объемного расхода СВ (истечения в вакуум) Q_{max} (а) и объемного расхода СВ Q при абсолютном выходном давлении ПК $p_{a2} = 532$ кПа (б) от ОВУС u при входном давлении ПК $p_1 = 78$ (1), 156 (2), 233 (3), 311 (4), 389 (5), 467 (6), 544 (7), 622 (8) и 700 кПа (9)

$$e_n = \begin{pmatrix} Q_{выб1} - Q_{ИНС1n} \\ Q_{выб2} - Q_{ИНС2n} \\ \dots \\ Q_{выбN} - Q_{ИНСNn} \end{pmatrix}$$

Общая схема алгоритма настройки весовых коэффициентов и смещений по методу Левенберга–Марквардта приведена на рис. 5.

В качестве критерия качества настройки ИНС принято среднеквадратичное отклонение $S < 2 \cdot 10^{-6}$, рассчитанное на примерах из попутной проверки. Настройка ИНС завершается при выполнении этого условия или 1000 итера-

ций настроенного цикла без достижения указанного критерия.

Для составления выборки данных и настройки ИНС разработана программа в программном комплексе LabVIEW. Проведена серия экспериментов по настройке ИНС с различным количеством скрытых слоев и нейронов в них. Указанное значение среднеквадратичного отклонения достигнуто при двух скрытых слоях с 11 нейронами на каждом из них. Использование такой конфигурации позволило получить среднеквадратичное отклонение $S = 1,63 \cdot 10^{-6}$.

На рис. 6 и 7 приведены характеристики, рассчитанные по нейросетевой математической модели, показанные в виде точек, а также изображенные в виде кривых характеристики, вычисленные по классической математической модели, дополненной эмпирическими коэффициентами. Расхождение полученных данных не превышает 1,5 % максимального значения объемного расхода СВ при полном открытии ПК. Модель с использованием ИНС может быть как полностью разработана, так и скорректирована на основании данных натуральных экспериментов, проведенных для реального изделия. На рис. 6 и 7 точки соответствуют данным, рассчитанным с помощью ИНС, а линии — результатам, определенным по формуле (1), дополненной эмпирическими коэффициентами.

В связи с этим предложенный подход обеспечивает точность оценки объемного расхода СВ через элемент ЗРА без трудоемкого анализа

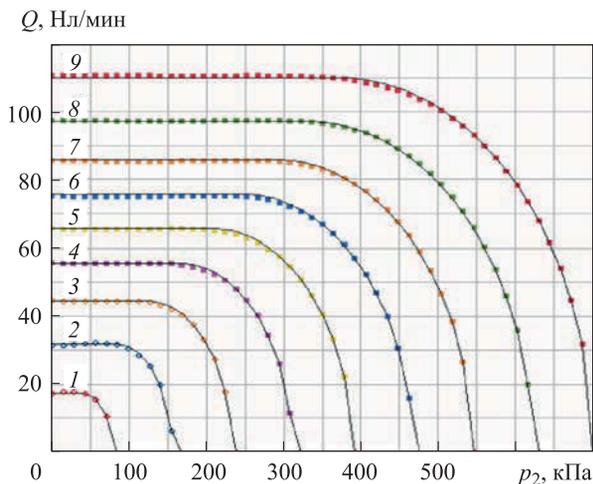


Рис. 7. Зависимость объемного расхода СВ Q от выходного давления ПК p_2 при входном давлении ПК $p_1 = 78$ (1), 156 (2), 233 (3), 311 (4), 389 (5), 467 (6), 544 (7), 622 (8) и 700 кПа (9)

газодинамических и механических процессов, влияющих на эффективную площадь проходного сечения и характер течения СВ.

Выводы

1. Классический подход к разработке математической модели для оценки объемного расхода РТ через элементы ЗРА предполагает использование эмпирического коэффициента для корректировки модели на основании экспериментальных данных. В ряде случаев его значение нельзя считать константой, что приводит к необходимости построения сложных аппроксимированных зависимостей, описывающих влияние газодинамических и механических процессов на характер течения РТ.

2. Предложен подход к разработке нейросетевой математической модели, реализованный для оценки объемного расхода СВ через ПК

с учетом сигнала управления, абсолютных давлений на входе и на выходе из клапана.

3. Выполнено сравнение результатов, рассчитанных по двум математическим моделям — нейросетевой и классической, дополненной эмпирическими коэффициентами. Расхождение полученных данных не превышает 1,5 % максимального значения объемного расхода СВ при полном открытии ПК.

4. Показано, что разработанный подход обеспечивает высокую точность оценки объемного расхода СВ, опираясь на данные, описывающие работу устройства, без необходимости корректировки некоторой априори заданной модели.

5. Предложенное решение может быть использовано при высокоточном математическом моделировании рабочих процессов в пневматических системах с применением существующих элементов ЗРА.

Литература

- [1] *Camozzi Automation. Пневматическая аппаратура. Большой каталог. Версия 8.8.* URL: http://catalog.camozzi.ru/pdf/series_ap.pdf (дата обращения 11 февраля 2019).
- [2] *Compact Proportional Solenoid Valve. Series PVQ.* URL: http://stevengineering.com/Tech_Support/PDFs/70PCPVQ.pdf (дата обращения 11 февраля 2019).
- [3] *IMI Norgren. VP40, 2/2 — Proportional flow control valve. Direct actuated poppet valve (stainless steel).* URL: http://cdn.norgren.com/pdf/en_6_6_024_VP40.pdf (дата обращения 11 февраля 2019).
- [4] *Proportion-Air, Inc. Aerospace solutions.* URL: <https://proportionair.com/markets/aerospace/> (дата обращения 11 февраля 2019).
- [5] Арзуманов Ю.Л., Халатов Е.М., Чекмазов В.И., Чуканов К.П. *Математические модели систем пневмоавтоматики.* Москва, Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2009. 296 с.
- [6] Градецкий В.Т., Дмитриев В.Н. *Основы пневмоавтоматики.* Москва, Машиностроение, 1979. 360 с.
- [7] Зеленов М.С., Атамасов Н.В., Чернышев А.В. К вопросу моделирования динамики пневмомеханического устройства. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Машиностроение*, 2018, № 6, с. 20–33, doi: 10.18698/0236-3941-2018-6-20-33
- [8] Гришеленок Д.А., Ковель А.А. Использование результатов математического планирования эксперимента при формировании обучающей выборки нейросети. *Известия высших учебных заведений. Приборостроение*, 2011, т. 54, № 4, с. 51–54.
- [9] Николенко С., Кадурин А., Архангельская Е. *Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей.* Санкт-Петербург, Питер, 2018. 480 с.
- [10] Бураков М.В. *Нейронные сети и нейроконтроллеры.* Санкт-Петербург, ГУАП, 2013. 284 с.
- [11] Hao Yu, Wilamowski B.M. *Levenberg–Marquardt training.* *Industrial Electronics Handbook*, Second Edition: Intelligent Systems, CRC Press, 2011, vol. 5, pp. 12.1–12.15.

References

- [1] *Camozzi Automation. Pnevmaticheskaya apparatura. Bol'shoy katalog. Versiya 8.8.* Available at: http://catalog.camozzi.ru/pdf/series_ap.pdf (accessed 11 February 2019).
- [2] *Compact Proportional Solenoid Valve. Series PVQ.* Available at: http://stevengineering.com/Tech_Support/PDFs/70PCPVQ.pdf (accessed 11 February 2019).

- [3] IMI Norgren. VP40, 2/2 — Proportional flow control valve. Direct actuated poppet valve (stainless steel). Available at: http://cdn.norgren.com/pdf/en_6_6_024_VP40.pdf (accessed 11 February 2019).
- [4] Proportion-Air, Inc. Aerospace solutions. Available at: <https://proportionair.com/markets/aerospace/> (accessed 11 February 2019).
- [5] Arzumanov Yu.L., Khalatov E.M., Chekmazov V.I., Chukanov K.P. *Matematicheskie modeli sistem pnevmoavtomatiki* [Mathematical models of pneumatic automation systems]. Moscow, Bauman Press, 2009. 296 p.
- [6] Gradetskiy V.T., Dmitriev V.N. *Osnovy pnevmoavtomatiki* [Basics of pneumatic automation]. Moscow, Mashinostroenie publ., 1979. 360 p.
- [7] Zelenov M.S., Atamasov N.V., Chernyshev A.V. On the issue of simulating dynamics of a pneumo-mechanical device. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Series Mechanical Engineering*, 2018, no. 6, pp. 20–33 (in Russ.), doi: 10.18698/0236-3941-2018-6-20-33
- [8] Grishelenok D.A., Kovel' A.A. Application of mathematical planning of experiment method for neural network training. *Journal of Instrument Engineering*, 2011, vol. 54, no. 4, pp. 51–54 (in Russ.).
- [9] Nikolenko S., Kadurin A., Arkhangel'skaya E. *Glubokoe obuchenie. Pogruzhenie v mir neyronnykh setey* [Deep learning. Immersion in the world of neural networks]. Sankt-Petersburg, Piter publ., 2018. 480 p.
- [10] Burakov M.V. *Neyronnye seti i neyrokontrollery* [Neural networks and neurocontrollers]. Sankt-Petersburg, GUAP publ., 2013. 284 p.
- [11] Hao Yu, Wilamowski B.M. *Levenberg–Marquardt training*. Industrial Electronics Handbook, Second Edition: Intelligent Systems, CRC Press, 2011, vol. 5, pp. 12.1–12.15.

Статья поступила в редакцию 01.04.2019

Информация об авторах

ЗЕЛЕНОВ Михаил Сергеевич — инженер-технолог. ФГУП «НПО «Техномаш» (127018, Москва, Российская Федерация, 3-й пр. Марьиной Рощи, д. 40, e-mail: mszelenov@gmail.com).

ЧЕРНЫШЕВ Андрей Владимирович — доктор технических наук, профессор кафедры «Вакуумная и компрессорная техника». МГТУ им. Н.Э. Баумана (105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1, e-mail: av-chernyshev@yandex.ru).

Information about the authors

ZELENOV Mikhail Sergeevich — Process Engineer. Federal State Unitary Enterprise — Research and Production Association Tekhnomash (127018, Moscow, Russian Federation, 3rd Maryinoy Roshchi proyezd, Bldg. 40, e-mail: mszelenov@gmail.com).

CHERNYSHEV Andrei Vladimirovich — Doctor of Science (Eng.), Professor, Department of Vacuum and Compressor Equipment. Bauman Moscow State Technical University (105005, Moscow, Russian Federation, 2nd Baumanskaya St., Bldg. 5, Block 1, e-mail: av-chernyshev@yandex.ru).

Просьба сослаться на эту статью следующим образом:

Зеленов М.С., Чернышев А.В. К вопросу построения нейросетевой математической модели для оценки объемного расхода сжатого воздуха через пропорциональный клапан. *Известия высших учебных заведений. Машиностроение*, 2019, № 6, с. 41–49, doi: 10.18698/0536-1044-2019-6-41-49

Please cite this article in English as:

Zelenov M.S., Chernyshev A.V. A Neural Network Mathematical Model Design Method for Estimating Compressed Air Volume Flow through a Proportional Valve. *Proceedings of Higher Educational Institutions. Machine Building*, 2019, no. 6, pp. 41–49, doi: 10.18698/0536-1044-2019-6-41-49