УДК 004.8+004.312:644.1

В.В. Бушер, канд. техн. наук

ГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ КАК МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ ЭЛЕМЕНТОВ КЛИМАТИЧЕСКИХ УСТАНОВОК, ОПИСЫВАЕМЫХ ДРОБНО-ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫМИ УРАВНЕНИЯМИ

Виконано аналіз елементів систем припливної вентиляції. Запропоновано використання нелінійних диференційних рівнянь з дробовим порядком для моделювання таких об'єктів. Розроблено процес автоматичної ідентифікації параметрів з використанням генетичних алгоритмів та послідовним пошуком локальних та глобальних оптимумів. Результати ідентифікації можуть бути використані при синтезі оптимальних систем управління кліматичними установками.

Выполнен анализ элементов систем приточной вентиляции и предложено использование нелинейных дифференциальных уравнений дробного порядка для их описания. Разработан процесс автоматической идентификации параметров с применением генетических алгоритмов и последовательным поиском локальных и глобальных оптимумов. Результаты идентификации могут быть использованы при синтезе оптимальных систем управления климатическими установками.

The article presents an analysis of climate control system elements. Proposed use of nonlinear fractional differential equations to describe them. Developed the automatic identification of parameters using evolution algorithms and a sequential search of local and global optimum. The results of identification can be used in the synthesis of optimal climate control systems.

При разработке и наладке систем управления климатическими установками, состоящими из отдельных блоков и управляющего контроллера, в частности приточно-вытяжной вентиляцией с активной рекуперацией или приточной вентиляцией с подготовкой воздуха, возникает необходимость идентификации параметров отдельных элементов. Эта задача различными изготовителями решается по-разному: использованием усредненных для некоторой группы компонентов параметров; подачей скачков или гармонического задающего сигнала с последующей обработкой реакции системы. Как правило, предполагается, что объект управления является инерционным звеном первого порядка.

Однако закон изменения температуры в помещении под действием систем контроля климата (отопления, кондиционирования, вентиляции) отличается от экспоненциального. Температура воздуха на выходе канала вентиляции с теплообменником также изменяется по законам, не соответствующим реакции инерционных звеньев ни первого, ни второго порядка.

Цель работы – создание моделей элементов климатических систем и разработка методов автоматической идентификации их параметров.

В системах вентиляции и кондиционирования физические процессы в канале приточного воздуха могут быть охарактеризованы как теплообмен между теплоносителем и воздушным потоком, осуществляемым через корпус теплообменника. Процесс теплообмена между поверхностью корпуса и воздухом может быть описан дифференциальным уравнением инерционного звена первого порядка, а процесс передачи тепла от теплоносителя через корпус – дробно-дифференциальным уравнением [4].

Структурная схема такого объекта может быть представлена последовательно соединенными инерционным звеном с передаточной функцией

$$H_1(p) = \frac{1}{Tp+1}$$

и дробно-интегрирующим звеном с передаточной функцией

$$H_2(p) = \frac{1}{\left(T_\mu p\right)^\mu},$$

охваченными отрицательной обратной связью, а также пропорциональным звеном (рис.1). В модели P_{ch}^{*} – относительная мощность, отдаваемая электрическим нагревательным элементом или теплоносителем; T, T_{μ} – постоянные времени; μ – порядок дробно-интегрирующего звена; Δt_{ch} – установившееся значение перегрева в канале при $P_{ch}^{*}=1$; t_{ch} – перегрев воздуха на выходе вентиляционного канала.

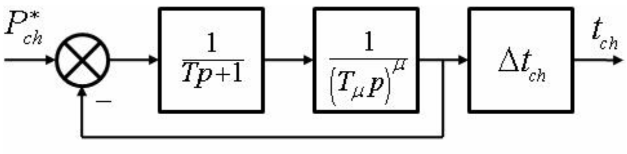

Рис.1. Модель процесса теплообмена в канале вентиляции

Кроме того, Δt_{ch} и T зависят от скорости воздушного потока. Возможно несколько вариантов описания зависимости параметров от скорости. Поэтому целесообразно сравнить их и выбрать наилучший. Модели (дифференциальные уравнения) канала вентиляции для расчета t_{ch} могут быть описаны следующим образом:

$$TT_{\mu}^{\mu}D^{1+\mu}t_{ch}+T_{\mu}^{\mu}D^{\mu}t_{ch}+t_{ch}=\frac{\Delta t_{ch}}{V^{*}}P_{ch}^{*}, \qquad (1)$$

$$\frac{T}{q+V^{*}}T_{\mu}^{\mu}D^{1+\mu}t_{ch}+T_{\mu}^{\mu}D^{\mu}t_{ch}+t_{ch}=\frac{\Delta t_{ch}}{V^{*}}P_{ch}^{*}, \qquad (2)$$

где q – константа.

Задача идентификации заключается в определении параметров $T, T_{\mu}, \mu, \Delta t_{ch}, q$ для систем с плавным регулированием P_{ch}^{*} и V^{*}.

Для ее решения на исследуемый объект подается последовательность прямоугольных импульсов $P_{ch}^{*}=1$ с заданными длительностями импульсов и пауз между ними при различных скоростях V^{*} и через равные интервалы времени Δt регистрируются температуры на выходе и входе канала вентиляции. При медленном изменении температуры входящего воздушного потока (температуры окружающей среды или в помещении) разность этих показаний Y_i является реакцией объекта во времени.

Исследования показали, что рассчитать параметры такого объекта методом минимума среднеквадратичной ошибки даже для отдельных интервалов получаемых переходных процессов затруднительно. Причинами являются неизбежные шумы датчиков, а также существенная нелинейность объекта. Из-за этого производные измеренного сигнала, особенно порядка $1+\mu$ не несут в себе полезной информации. Использование фильтров (физических или программных) незначительно улучшает картину и искажает параметры. Все это чаще всего приводит к получению физически недопустимых решений.

Значительно точнее выполнить идентификацию позволило применение генетического алгоритма [3]. В качестве критерия обучения выбрана минимизация среднеквадратичной погрешности реакции модели $Y=t_{ch_i}$ от экспериментальных данных Y_i

$$F=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(Y_i-t_{ch_i}\right)^2}\rightarrow min. \qquad (3)$$

Использован алгоритм частичной замены популяции с селекцией ранговым методом и мутацией параметров с вероятностью 0,1. Под хромосомами отдельных особей популяции понимали параметры T, T_{μ}, Δt_{ch}, начальные значения которых случайным образом задавались в физически разумных пределах, $\mu\in[0,4;0,99]$, а также дополнительный параметр смещения $\Delta T_0\in[0;Y_1]$. Целесообразность введения ΔT_0 обусловлена тем, что при автоматизации процесса идентификации трудно обеспечить нулевые начальные условия, а дробное дифференцирование константы не равно нулю, что в итоге искажает решение. Смещение позволяет скомпенсировать эту погрешность.

Параметр q в модели (2) не рассматривается в качестве настраиваемого генетическим методом из-за суммирования его с внешним задающим сигналом V^{*}. Предварительно принимаем $q=1$.

Таким образом, осуществлялось обучение моделей (1), (2) со смещенным аргументом:

$$TT_{\mu}^{\mu}D^{1+\mu}\left(t_{ch}-\Delta T_0\right)+T_{\mu}^{\mu}D^{\mu}\left(t_{ch}-\Delta T_0\right)+ \\ +\left(t_{ch}-\Delta T_0\right)=\frac{\Delta t_{ch}}{V^*}P_{ch}^*, \tag{4}$$

$$\frac{T}{1+V^*}T_{\mu}^{\mu}D^{1+\mu}\left(t_{ch}-\Delta T_0\right)+T_{\mu}^{\mu}D^{\mu}\left(t_{ch}-\Delta T_0\right)+ \\ +\left(t_{ch}-\Delta T_0\right)=\frac{\Delta t_{ch}}{V^*}P_{ch}^*. \tag{5}$$

Расчет реакции модели на задающее воздействие P_{ch}^* осуществляется следующим образом.

На основании метода конечных приращений и метода трапеций выходной сигнал инерционного звена Y_i^{ape}

$$Y_i^{ape}=\frac{1}{2}\frac{Y_{i-1}^{ape}T+\left(P_{ch_i}^*-Y_{i-1}^{\mu}\right)\Delta t}{T+\Delta t}+ \\ +\frac{1}{2}\frac{Y_{i-1}^{ape}\left(T-\Delta t\right)+\left(P_{ch_i}^*-Y_{i-1}^{\mu}\right)\Delta t}{T}, \tag{6}$$

выходной сигнал дробно-интегрирующего звена Y_i^{μ}

$$Y_i^{\mu}=\frac{1}{\Gamma(\mu)}\sum_{j=1}^{i}\frac{Y_{i-j+1}^{ape}\Delta t^{\mu}}{(j-C_j^{\mu})^{1-\mu}}, \tag{7}$$

где коэффициенты C_j^{μ} получены на основании модификации формы дробного интегрирования Римана-Лиувилля для численных упрощенных методов расчета [1]. Для ускорения процедуры вычисления коэффициенты C_j могут быть рассчитаны по интерполяционным формулам:

$$j=1: C_1^{\mu}\approx -0,474\mu^5+1,503\mu^4- \\ -1,94\mu^3+1,424\mu^2-0,883\mu+1, \\ j>1: C_j^{\mu}\approx 0,500000371+\frac{0,0764}{j}+ \\ +\frac{0,0634}{j^2}+\frac{\left(\mu-0,1\right)}{\left(13,69-24,21j\right)}. \tag{8}$$

Из-за нелинейных свойств объекта наилучшей оказывается поэтапная идентификация на отдельных интервалах с постоянной скоростью V^*, что соответствует поиску локальных оптимумов.

Процесс обучения происходит достаточно быстро. В популяции из 20-50 особей уже за 100-200 поколений (Gen) среднеквадратичная погрешность лучшей особи $F_{\min}$ и среднее значение этого показателя для 40 % лучших особей популяции F_{ave} достигают приемлемых значений (рис.2).

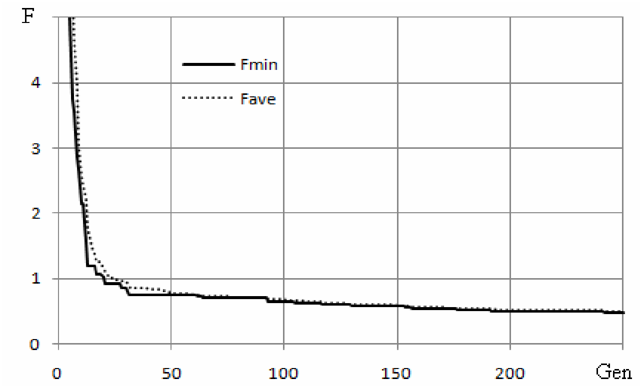

Рис.2. Процесс обучения модели

На рис.3 сопоставлены экспериментальные данные $Y(i)$ на одном из интервалов с переходными процессами в лучшей обученной модели $Y1$.

Затем из лучших особей, обученных на каждом интервале, формируется родительский пул, составляющий 20-30 % новой популяции. И выполняется дообучение на совокупности всех интервалов. Некоторые (не обязательно лучшие) из предварительно обученных особей обеспечивают хорошие показатели на всех интервалах и становятся основой для формирования параметров лучшей особи. Рис.4 и 5 иллюстрируют результаты этого процесса.

Сопоставление результатов идентификации моделей (1) и (2) показало, что уравнение (1) дает наихудшие решения при поиске глобального оптимума и ни одна из найденных для отдельных тестовых интервалов лучших особей не удовлетворяет условиям других интервалов.

Среднеквадратичные ошибки для модели (2) при $q=0$ и $q=1$ на отдельных интервалах составили соответственно $0,8...1,6°C$ и $0,6...0,8°C$, а на всем тестовом интервале – $2,1°C$ и $1,5°C$.

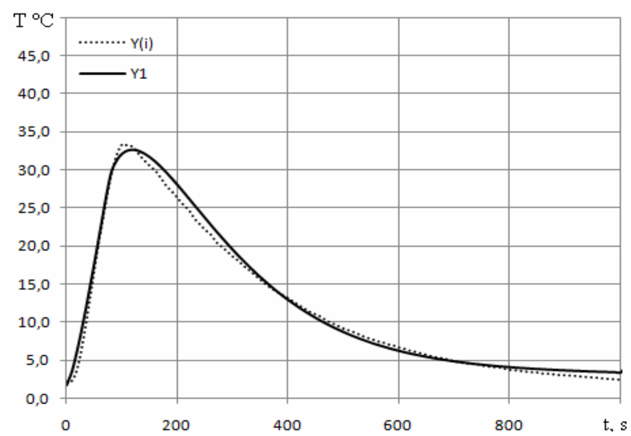

Рис.3. Результат обучения на одном интервале

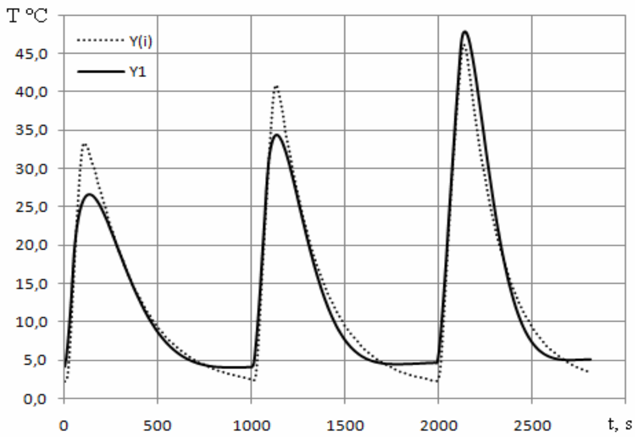

Рис.4. Результаты обучения модели (2) при $q=0$

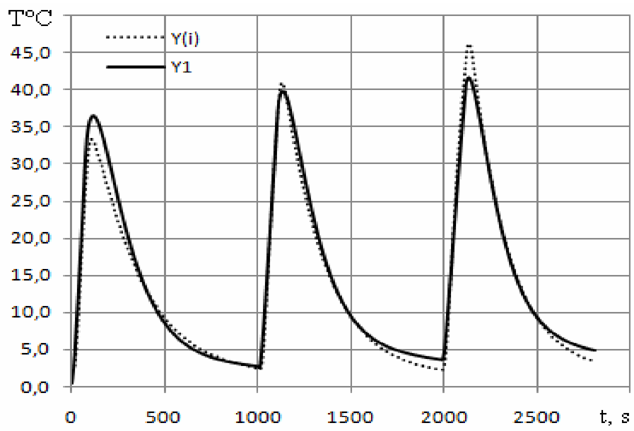

Рис.5. Результаты обучения модели (2) при $q=1$

Сопоставление результатов обучения при $q=0$ и $q=1$ могут быть использованы для коррекции параметра q. Анализ решений дифференциальных уравнений и сравнение максимумов на графиках изменения температуры с расчетными значениями на различных интервалах позволяет сделать определенные выводы.

Скорость вентилятора на исследуемых интервалах составляла $V^*=0,6$; $V^*=0,8$ и $V^*=1$. Отклонения расчетных максимумов от экспериментальных в модели при $q=0$ на первом и втором интервалах отрицательные, на третьем – около нуля. А при $q=1$ противоположные результаты. В этой ситуации можно сделать вывод, что соотношение $\frac{T}{q+V^*}$ при заданных T и V^* в модели (2) на первом интервале целесообразно увеличить, а на третьем – уменьшить. Для этого значение q должно быть уменьшено. Дообучение популяции при $q=0,5$ позволило уменьшить как среднеквадратичную погрешность еще на $0,2°C$, так и сократить отличия экспериментальных и расчетных экстремумов до $2...4°C$, что подтвердило справедливость выполненного анализа.

Сопоставление результатов идентификации для нескольких лучших особей в различных популяциях показало, что генетический алгоритм поиска параметров позволил найти решение, соответствующее глобальному оптимуму.

Разработанная программа обучения и тестирования была применена и для идентификации параметров обслуживаемого помещения, представленного дробно-инерционным звеном порядка μ [1], описание которого эквивалентно модели (2) при $T=0$:

$$T_\mu^\mu D^\mu \left(t_{in}-\Delta T_0\right)+\left(t_{in}-\Delta T_0\right)=\frac{\Delta t_{in}}{V^*}P^*, \qquad (9)$$

где P^* – относительная мощность источников тепла в помещении; $t_{in}, \Delta t_{in}$ – текущее и установившееся значения перегрева воздуха в помещении.

Обучение также осуществлялось в два этапа. Вначале, из-за большой длительности тестового интервала, обучение проводилось по средним значениям из, например, 10 точек. Затем проводилось дообучение по всем экспериментальным точкам. Результаты идентификации представлены на рис.6, среднеквадратичная погрешность составила

$0,09\,°C$, а параметры модели оказались близкими к параметрам, полученным интерполяционными методами [2] или методом минимума среднеквадратичной ошибки [1].

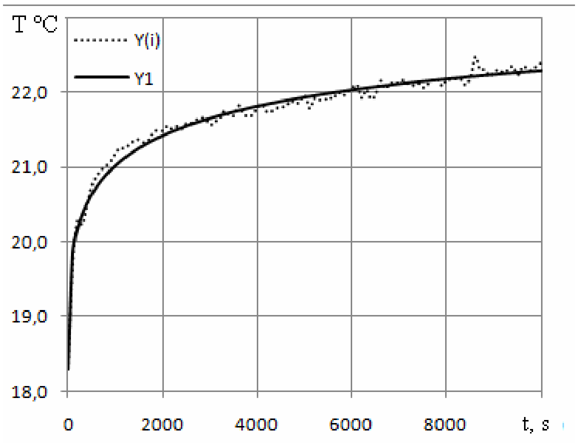

Рис.6. Результаты обучения модели (9)

Необходимо отметить, что в результате идентификации значения μ находились в диапазоне от 0,45 до 0,55 как для канала вентиляции, так и для помещения, что подтверждает целесообразность включения в модели дробно-дифференцирующей составляющей.

Таким образом, разработаны модели и методика определения параметров элементов климатических установок и обслуживаемого помещения с помощью генетических алгоритмов. Применение генетических алгоритмов не требует фильтрации сигналов и допускает автоматизацию процесса идентификации, в том числе путем предварительного поиска локальных оптимумов и последующего дообучения и коррекции для поиска глобального оптимума. Найденные параметры в итоге могут быть использованы для синтеза регуляторов многоконтурной системы управления вентиляционными установками, кондиционерами.

Список использованной литературы

1. Бушер В.В. Идентификация элементов климатических систем дифференциальными уравнениями дробного порядка / В.В. Бушер // Електромашинобуд. та електрообладн. – К.: Техніка. – 2010. – Вип. 75. – С. 68-70.

2. Бушер В.В. Системы управления климатическими установками с дробными интегрально–дифференцирующими регуляторами / В.В. Бушер // Вісник Нац. техн. ун–ту «Харківський політехнічний інститут». – Харків: – 2010. – № 28. – С.172–173.

3. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский // Пер. с польск. – М.: Горячая линия – Телеком. – 2007. – 452 с.

4. Учайкин В.В. Дробно-дифференциальная модель динамической памяти / В.В. Учайкин // – Математика и механика, 2001. – 14 с.

Получено 10.01.2011

Бушер
Виктор Владимирович,
канд.техн.наук, доцент
Одесск. нац. политехн. ун-та
тел. (048)7610884