

УДК 629.7, 519.6

Нейросетевой полуэмпирический подход к моделированию продольного движения и идентификации аэродинамических характеристик маневренного самолета

Егорчев М.В.*, Тюменцев Ю.В.**

Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), МАИ, Волоколамское шоссе, 4, Москва, А-80, ГСП-3, 125993, Россия

**e-mail: mihail.egorchev@gmail.com*

***e-mail: tium@mai.ru*

Аннотация

Рассматривается проблема моделирования продольного движения маневренного самолета и идентификации таких его аэродинамических характеристик, как коэффициенты аэродинамических продольной и нормальной сил, а также момента тангажа. Данная проблема решается в классе модульных полуэмпирических динамических моделей, объединяющих возможности теоретического и нейросетевого моделирования. Работоспособность и перспективность таких моделей подтверждается результатами вычислительных экспериментов.

Ключевые слова: нелинейная динамическая система, продольное движение самолета, идентификация аэродинамических характеристик, полуэмпирическая нейросетевая модель, обучение нейронной сети.

Введение

В процессе создания самолета одной из важнейших является проблема идентификации его аэродинамических характеристик (АДХ). В работах [1, 2] был предложен подход к решению этой проблемы, основанный на использовании полуэмпирических нейросетевых (НС) моделей нелинейных управляемых динамических систем, введенных в [3–5]. Данный подход существенно отличается от традиционно принятого при решении задач данного класса [6–9], основанного на использовании линеаризованной модели возмущенного движения самолета и использующего представление зависимостей для аэродинамических сил и моментов, действующих на самолет, в виде разложения их в ряд Тейлора, с оставлением в нем, как правило, только членов не выше первого порядка. Соответственно, решение задачи идентификации при таком подходе сводится к восстановлению по экспериментальным данным зависимостей, описывающих коэффициенты тейлоровского разложения, в которых определяющими являются производные безразмерных коэффициентов аэродинамических сил и моментов по различным параметрам движения самолета (C_y^α , C_z^β , m_z^α , $m_z^{\omega_z}$ и т.п.). В отличие от этого, полуэмпирический нейросетевой подход реализует восстановление соотношений

для коэффициентов сил C_x , C_y , C_z и моментов m_x , m_y , m_z как целостных нелинейных зависимостей от соответствующих аргументов, не прибегая к разложению их в ряд и к линеаризации, т.е. оцениваются сами функции, представленные в НС-виде, а не коэффициенты разложения их в ряд. Каждая из таких зависимостей реализуется обычно как отдельный НС-модуль, встроенный в полуэмпирическую НС-модель. Производные C_y^α , C_z^β , m_x^α , $m_z^{\omega_z}$ и т.п. при необходимости могут быть найдены с использованием результатов, получаемых при формировании НС-модулей для коэффициентов сил и моментов в рамках полуэмпирической НС-модели.

В [1, 2] было показано, что одновременное восстановление зависимостей для всех шести коэффициентов аэродинамических сил и моментов нецелесообразно вследствие возникающих трудностей с получением информативного набора данных, требуемых для нахождения коэффициента продольной силы C_x . По этой причине общая задача идентификации АДХ была разделена на две подзадачи. В первой из них, рассмотренной в [1, 2], в рамках модели полного углового движения самолета решается задача получения соответствующей полуэмпирической НС-модели и задача идентификации 5 из 6 искомых коэффициентов (C_y , C_z , m_x , m_y , m_z). Вторая подзадача, рассматриваемая в настоящей статье, связана с восстановлением зависимости для коэффициента продольной силы C_x с использованием модели продольного движения (траекторного и углового). Кроме того, в [1, 2] для снижения вычислительной трудоемкости решаемой задачи решение задачи моделирования и

идентификации осуществлялось не на полной области возможных значений переменных состояния и управления исследуемой динамической системы, а только на ее части (порядка нескольких процентов от диапазона значений каждой из переменных). В настоящей статье отыскиваются зависимости для коэффициентов C_x , C_y , m_z на существенно более широкой области возможных значений их аргументов (состав этих аргументов см. в (2)).

Задача идентификации продольной аэродинамической силы X как нелинейной функции соответствующих аргументов традиционно является непростой для решения (см., например, [10, 11]), как и задача определения тяги P двигателя самолета [10, 11], требуемой для выделения X из суммарной продольной силы R_x , данные по которой дает летный эксперимент. Аналогично тому, как это имело место для остальных АДХ самолета, перспективным для решения этой задачи представляется использование методов НС-моделирования. Основой для такого утверждения служат теоретические результаты (см., например, [12–14]), показывающие, что искусственная нейронная сеть обладает свойствами универсального аппроксиматора, т.е. с ее использованием можно представить любое отображение n -мерного входа в m -мерный выход с любой наперед заданной точностью. Одной из целей данной статьи была проверка справедливости данного утверждения применительно к достаточно сложной прикладной задаче – нахождению по экспериментальным данным зависимостей для коэффициентов C_x , C_y , m_z для достаточно обширной области возможных значений их аргументов,

характерной для маневренного самолета. Известно [15], что для успешного решения данной задачи необходимо обеспечить алгоритм обучения формируемой НС-модели репрезентативным набором данных (обучающих примеров), обладающим требуемым уровнем информативности. Получение такого набора данных, обеспечивающего адекватное отражение особенностей поведения моделируемой системы, является одним из критически важных вопросов, возникающих при формировании НС-моделей. Как было показано в [1, 2], эта задача решается путем выработки соответствующих тестовых управляющих воздействий на моделируемый объект и оценки реакции объекта на эти воздействия. Учитывая, что в [1, 2] задача решалась только для небольшого фрагмента области возможных значений переменных состояния и управления, характеризующих движение самолета, потребовалось также дополнительно обеспечить покрытие обучающими примерами всей рассматриваемой области.

В последующих разделах приводится математическая модель продольного движения маневренного самолета, используемая при формировании соответствующей полуэмпирической НС-модели, а также для формирования обучающего набора. Предложен алгоритм такого формирования, обеспечивающий достаточно равномерное покрытие обучающими примерами области возможных значений переменных состояния и управления для маневренного самолета. Далее, формируется полуэмпирическая НС-модель продольного управляемого движения самолета, включающая НС-модули, реализующие функциональные зависимости для

коэффициентов C_x , C_y , m_z . В процессе обучения полученной НС-модели решается задача идентификации для этих коэффициентов. Приводятся соответствующие результаты вычислительных экспериментов, характеризующие точность сформированной НС-модели в целом, а также точность решения задачи идентификации АДХ.

Математическая модель продольного движения маневренного самолета

Для решения поставленной задачи требуется сформировать математическую модель продольного движения самолета, представляющую собой систему нелинейных дифференциальных уравнений, традиционную для динамики полета самолетов [16]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{V} = \frac{1}{m} R_{xк}, \\ \dot{\Theta} = \frac{1}{mV} R_{yк}, \\ \dot{x}_c = V \cos \Theta, \\ \dot{H} = V \sin \Theta, \\ \dot{\omega}_z = \frac{1}{J_z} M_{R_z}, \\ \dot{\varphi} = \omega_z, \\ \dot{\bar{P}} = \frac{\bar{P}_{act} - \bar{P}}{\tau_{двиг}}, \\ T^2 \ddot{\varphi} = -2T \xi \dot{\varphi} - \varphi + \varphi_{act}. \end{array} \right. \quad (1)$$

В данной модели приняты следующие обозначения: V – скорость самолета, м/с; Θ – угол наклона траектории, $^\circ$; H – высота полета, м; x_c – положение центра масс

самолета в стартовой системе координат, м; ω_z – угловая скорость тангажа, $^{\circ}/\text{с}$; ϑ – угол тангажа, $^{\circ}$; φ – угол отклонения цельноповоротного управляемого стабилизатора, $^{\circ}$; φ_{act} – командный сигнал на привод управляемого стабилизатора, $^{\circ}$; T, ξ – постоянная времени (с) и коэффициент относительного демпфирования привода управляемого стабилизатора; R_{xk}, R_{yk} – результирующие продольная и нормальная силы, Н; M_{R_z} – результирующий момент тангажа, Н·м; \bar{P}_{act}, \bar{P} – командное и текущее значение относительной тяги двигателя, %; $\tau_{двиг}$ – постоянная времени двигателя, с; m – масса самолета, кг; g – ускорение силы тяжести, $\text{м}/\text{с}^2$; J_z – момент инерции самолета относительно боковой оси, $\text{кг}\cdot\text{м}^2$.

Результирующие силы R_{xk}, R_{yk} и момент M_{R_z} в уравнениях (1) определяются соотношениями вида:

$$\begin{cases} R_{xk} = P(H, M, \bar{P}) \cos \alpha - qSC_x(V, \alpha, \varphi, \omega_z) - mg \sin \Theta, \\ R_{yk} = P(H, M, \bar{P}) \sin \alpha + qSC_y(V, \alpha, \varphi, \omega_z) - mg \cos \Theta, \\ M_{R_z} = qSb_A m_z(V, \alpha, \varphi, \omega_z), \end{cases} \quad (2)$$

где α – угол атаки, $^{\circ}$; V – скорость самолета, $\text{м}/\text{с}$; S – площадь крыла самолета, м^2 ; b_A – средняя аэродинамическая хорда, м; q – скоростной напор, Па; M – число Маха. Здесь C_x, C_y, m_z – безразмерные коэффициенты продольной и нормальной сил, а также момента тангажа, представляющие собой нелинейные функции своих аргументов, перечисленных в (2). Кроме того, P – нелинейная функция, описывающая зависимость тяги двигателя от высоты полета H , числа Маха M и

текущего значения относительной тяги \bar{P} . Функция $P(H, M, \bar{P})$, определяющая высотно-скоростные и дроссельные характеристики двигателя, получена на основании данных из [17]. Уравнение, определяющее динамику двигателя при изменении режима его работы, включено в математическую модель (1). Оно задает соотношение между текущим \bar{P} и командным \bar{P}_{act} значениями относительной тяги двигателя. Зависимость величины \bar{P}_{act} от текущего значения \bar{P} и относительного положения рычага управления двигателем δ_{pyd} имеет следующий вид:

$$\bar{P}_{act}^* = \begin{cases} 64.94\delta_{pyd}, & 0 \leq \delta_{pyd} \leq 0.77, \\ 217.38\delta_{pyd} - 117.38, & 0.77 < \delta_{pyd} \leq 1.0, \end{cases} \quad (3)$$

$$\bar{P}_{act} = \begin{cases} 60, & \bar{P}_{act}^* \geq 50 \text{ и } \bar{P} < 50, \\ 40, & \bar{P}_{act}^* < 50 \text{ и } \bar{P} \geq 50, \\ \bar{P}_{act}^*, & \text{в остальных случаях.} \end{cases} \quad (4)$$

Зависимость постоянной времени $\tau_{двиг}$ двигателя от текущего \bar{P} и командного \bar{P}_{act} значения относительной тяги определяется соотношениями:

$$\frac{1}{\tilde{\tau}_{двиг}} = \begin{cases} 1.0, & \bar{P}_{act} - \bar{P} \leq 25, \\ 0.1, & \bar{P}_{act} - \bar{P} \geq 50, \\ 1.9 - 0.036(\bar{P}_{act} - \bar{P}), & \text{в остальных случаях,} \end{cases} \quad (5)$$

$$\frac{1}{\tau_{двиг}} = \begin{cases} 5, & \bar{P} \geq 50, \\ \frac{1}{\tilde{\tau}_{двиг}}, & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (6)$$

Функция $P(H, M, \bar{P})$ из (2) задается в [13] следующим образом:

$$P = \begin{cases} P_{MG} + (P_M - P_{MG}) \left(\frac{\bar{P}}{50} \right), & \bar{P} < 50, \\ P_M + (P_\phi - P_M) \left(\frac{\bar{P} - 50}{50} \right), & \bar{P} \geq 50, \end{cases} \quad (7)$$

где P_{MG} , P_M и P_ϕ – величина тяги двигателя на режимах «малый газ», «максимал» и «форсаж», соответственно. Значения этих величин, представляющие собой таблично заданные функции высоты полета и числа Маха, взяты из [17] (с. 93, табл. VI). В качестве примера можно привести эти значения для $H = 3000$ м и $M = 0.4$, которые составляют $P_{MG} = 111.2$ Н, $P_M = 41421.8$ Н и $P_\phi = 74997.0$ Н.

Значения параметров атмосферы (плотность воздуха ρ и скорость звука a) для данной высоты полета H , требуемые для модели (1)–(7), принимаются согласно международной стандартной атмосфере (МСА). Ускорение силы тяжести g считается постоянным и равным его значению на уровне моря.

В качестве примера конкретного объекта моделирования рассматривался маневренный самолет F-16. Исходные данные для него были взяты из работы [17], в которой приводятся экспериментальные результаты, полученные путем продувок в аэродинамических трубах и в летных испытаниях.

В проводившихся вычислительных экспериментах были приняты следующие конкретные значения соответствующих величин в (1)–(7) согласно [17]: масса самолета $m = 9295.44$ кг; площадь крыла $S = 27.87$ м²; средняя аэродинамическая хорда крыла $b_A = 3.45$ м; момент инерции $J_z = 75673.6$ кг·м²; центровка 5% САХ; постоянная времени привода $T_B = 0.025$ с; коэффициент относительного

демпфирования привода $\xi_B = 0.707$. В проводившихся экспериментах использовался диапазон высот от 1000 м до 9000 м и чисел Маха от 0.1 до 0.6.

Формирование репрезентативного набора обучающих данных

При решении проблем рассматриваемого вида одной из важнейших задач является формирование репрезентативного набора данных, характеризующего поведение моделируемой динамической системы (ДС) на достаточно обширной области изменения значений величин, описывающих данную систему. Эта задача критически важна для получения достоверной модели ДС, однако простого решения она не имеет. Требуемые обучающие данные для формируемой НС-модели могут быть получены за счет специальным образом организованных тестовых возбуждающих воздействий на моделируемую ДС.

В данной работе предлагается автоматическая процедура синтеза управляющих воздействий, обеспечивающих достаточно плотное покрытие рассматриваемой области изменения значений величин, описывающих ДС. Процедура предполагает наличие некоторой исходной модели ДС – данная модель может иметь невысокую точность, или по иным причинам не удовлетворять указанным выше требованиям к конечным моделям, однако, она может быть использована для синтеза управляющих сигналов, соответствующих достаточно разнообразным траекториям в пространстве состояний.

Затем, полученный набор управляющих воздействий применяется к объекту моделирования и результирующие траектории используются для получения

обучающего множества. Тестовое множество формируется аналогичным способом.

Описание этой процедуры представлено в табл. 1.

Таблица 1

Алгоритм синтеза обучающего множества

Шаг	Действие
1	Выбрать область допустимых значений переменных состояния $A \subseteq R^n$, например, n -мерный параллелепипед
2	Выбрать максимальное количество отображенных траекторий N , максимальную продолжительность траектории T^{\max} и минимальную продолжительность траектории T^{\min}
3	Выбрать максимальное количество сегментов-кандидатов M , максимальную продолжительность сегмента траектории S^{\max} , минимальную продолжительность сегмента траектории S^{\min} и минимальное расстояние новых точек от уже отображенных d^{\min}
4	Инициализировать текущее множество отображенных траекторий $Q \leftarrow \emptyset$. Элементами данного множества являются пары $\langle u, x \rangle$, где u – управляющий сигнал, x – соответствующая ему траектория в пространстве состояний
5	Инициализировать текущее множество аргументов отображенных траекторий $\Lambda \leftarrow \emptyset$. Элементами этого множества являются вектора, состоящие из переменных управления и переменных состояния каждой отображенной траектории в каждый момент времени, т.е. вектора, являющиеся аргументами для неизвестной правой части системы ОДУ
6	Повторять шаги 7–18, то тех пор пока $ Q < N$ и $S^{\max} > S^{\min}$
7	Инициализировать модифицированное множество $\bar{\Lambda} \leftarrow \Lambda$
8	Случайным образом (например, по равномерному распределению) выбрать начальное состояние $x(0) \in A$ для новой траектории, установить продолжительность новой траектории $t \leftarrow 0$
9	Повторять шаги 10–17 до тех пор, пока $t < T^{\max}$
10	Установить продолжительность нового сегмента $\Delta t \leftarrow \min\{S^{\max}, T^{\max} - t\}$, количество опробованных сегментов-кандидатов $m \leftarrow 0$
11	Повторять шаги 12–15 до тех пор, пока $m < M$

12	Синтезировать случайное управляющее воздействие $u_m(\tau)$ для $\tau \in [t, t + \Delta t]$. В качестве такого воздействия можно выбрать последовательность ступенек, высота которых выбирается из равномерного распределения амплитуд, а длительность из равномерного распределения частот
13	С помощью модели ДС получить соответствующий сегмент траектории $x_m(\tau)$ для $\tau \in [t, t + \Delta t]$
14	Сформировать из $u_m(\tau)$ и $x_m(\tau)$ множество точек сегмента-кандидата $\tilde{\Lambda}_m$, оценить его расстояние до модифицированного множества точек отобранных траекторий $d_m \leftarrow \rho(\bar{\Lambda}, \tilde{\Lambda}_m)$. Для этого сначала найдем для каждой точки из $\tilde{\Lambda}_m$ расстояние до ближайшей точки из $\bar{\Lambda}$ по взвешенной евклидовой метрике, а затем просуммируем и усредним эти расстояния. В случае, если $x_m(\tau) \notin A$, установить $d_m \leftarrow 0$. Также, если мало разнообразие состояний в $\tilde{\Lambda}_m$ (например, малы дисперсии каждой переменной состояния), то установить $d_m \leftarrow 0$.
15	Установить $m \leftarrow m + 1$
16	Найти $d^* \leftarrow \min_m d_m$, $m^* \leftarrow \arg \min_m d_m$
17	Если $d^* > d^{\min}$, то отбирается сегмент-кандидат m^* (для $\tau \in [t, t + \Delta t]$ фиксируются $u(\tau) \leftarrow u_{m^*}(\tau)$ и $x(\tau) \leftarrow x_{m^*}(\tau)$), к модифицированному множеству точек траекторий $\bar{\Lambda}$ добавляются точки $\tilde{\Lambda}_{m^*}$, устанавливается $t \leftarrow t + \Delta t$ и осуществляется переход к шагу 9. В противном случае, перейти к шагу 18
18	Если продолжительность траектории $t > T^{\min}$, то пара $\langle u, x \rangle$ добавляется к множеству Q , а множество точек обновляется до модифицированного $\Lambda \leftarrow \bar{\Lambda}$; в противном случае засчитывается неудача. Когда количество неудачных попыток превысит заданный порог, максимальная продолжительность сегмента траектории S^{\max} уменьшается
19	Множество отобранных траекторий Q является искомым обучающим множеством

Помимо репрезентативного обучающего набора, для повышения эффективности обучения нейросетевой модели используется взвешивание отдельных примеров из обучающего набора. Оно основано на следующих соображениях: если аргументы K примеров из обучающего набора расположены в

малой окрестности, то эта ситуация аналогична приданию веса K некоторому усредненному примеру из этой области. Таким образом, неравномерное распределение примеров может привести к повышенной точности модели в одних областях за счет ее понижения в других.

Для того чтобы избежать этого, по завершении процедуры синтеза обучающего множества, выполняется его взвешивание. Для каждого элемента $\lambda \in \Lambda$ осуществляется поиск элементов $\tilde{\lambda} \in \Lambda$, расположенных в его ε -окрестности. Затем, соответствующему примеру из Q назначается вес, обратно пропорциональный количеству найденных соседей.

При реализации данного алгоритма на ЭВМ следует выбрать такую структуру данных для представления множеств Λ , $\bar{\Lambda}$ и $\tilde{\Lambda}_m$, которая обеспечивала бы эффективное выполнение операций поиска ближайшего соседа, поиска соседей в заданной окрестности, а также добавления новых элементов. В данной работе в качестве такой структуры использовалось k -мерное дерево, а именно, его реализация в библиотеке FLANN [18].

Данный алгоритм был успешно применен для формирования обучающего множества для полуэмпирической модели траекторного движения маневренного самолета. Рассматривалась следующая область значений переменных:

$$\varphi_{act} \in [-25^0, 25^0], \quad \varphi \in [-25^0, 25^0], \quad \delta_{pyd} \in [0, 1], \quad \bar{P} \in [0, 100]\%, \quad \vartheta \in [-90^0, 90^0], \\ \omega_z \in [-100, 100] \text{ } ^0 / \text{c}, \quad V \in [35, 180] \text{ м/с}, \quad \alpha \in [-20^0, 90^0].$$

Результативность применения данного алгоритма можно оценить с использованием диаграмм покрытия [5] области допустимых значений величин и их производных, описывающих объект моделирования, с помощью примеров, получаемых при воздействии на объект тестового сигнала. Эти диаграммы позволяют оценить представительность (информативность) обучающих наборов, получаемых применением различных тестовых возмущающих воздействий на моделируемый объект. Набор будет тем лучше, чем он более плотно и равномерно покрывает требуемую область изменения величин, описывающих поведение рассматриваемого объекта. Поскольку исходное представление является многомерным, в целях наглядности используются его двумерные сечения. В качестве примеров на рис.1 и 2 показаны диаграммы-сечения для двух наиболее значимых пар переменных (α, V) и (α, ω_z) , соответственно. Каждый из примеров обучающего набора на диаграмме изображается отдельной точкой, общее число примеров на каждой из диаграмм составляет 70000.

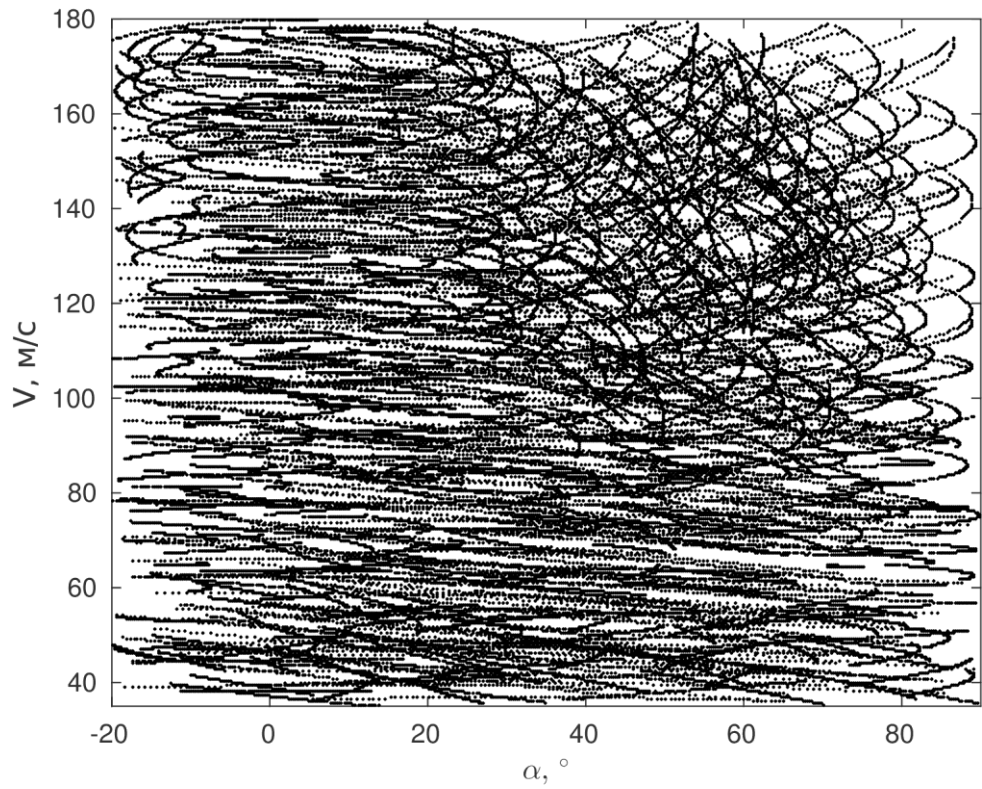


Рис. 1. Диаграмма представительности обучающего набора (α, V)

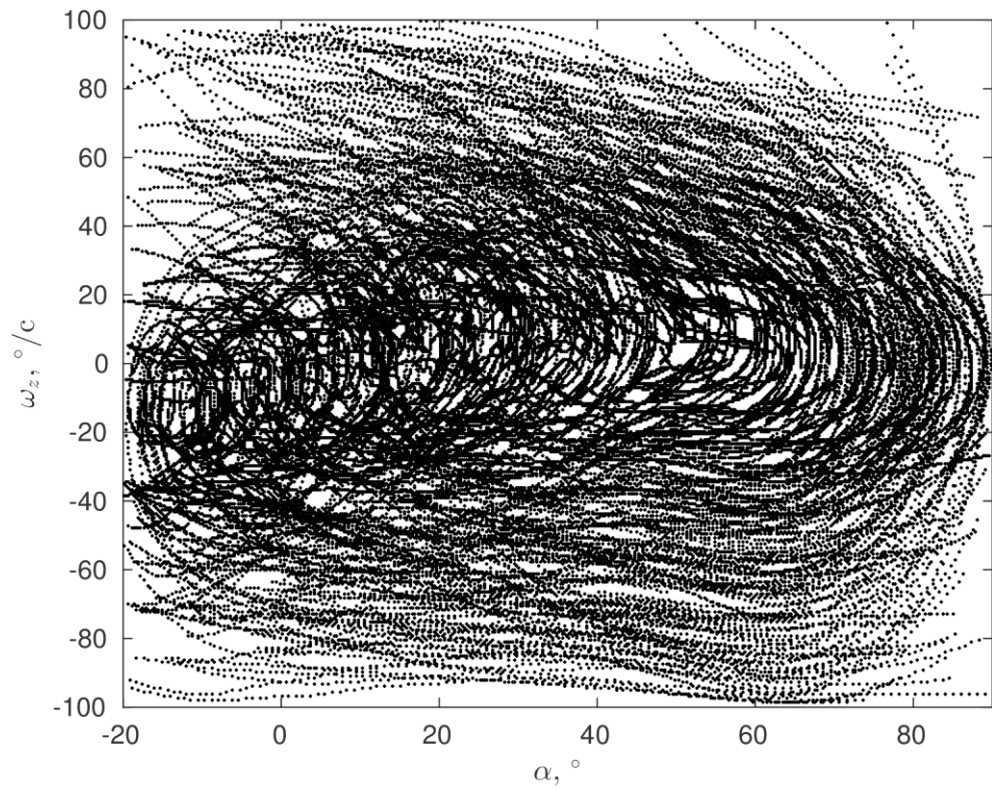


Рис. 2. Диаграмма представительности обучающего набора (α, ω_z)

Полуэмпирическая НС-модель продольного движения самолета

Общий подход к формированию полуэмпирических НС-моделей управляемых динамических систем был изложен в [3–5], а применительно к задачам идентификации АДХ самолета – в [1, 2], где с использованием математической модели полного углового движения решалась задача отыскания зависимостей для аэродинамических коэффициентов C_y, C_z, m_x, m_y, m_z . В данном разделе строится полуэмпирическая НС-модель продольного движения, основанная на математической модели (1)–(7), позволяющая найти соотношения для коэффициентов C_x, C_y, m_z применительно к обширной области возможных значений переменных, от которых зависят эти соотношения.

В модели (1)–(7) величины $V, H, \Theta, x_c, \omega_z, \mathcal{G}, \bar{P}, \varphi, \dot{\varphi}$ представляют собой состояния объекта управления, а величины φ_{act} и δ_{pyd} – управления. На значения управляющих величин наложены ограничения: $\varphi_{act} \in [-25^0, 25^0]$, $\delta_{pyd} \in [0, 1]$. Обучающий и тестовый наборы формировались по процедуре, описанной в предыдущем разделе, с шагом дискретизации $\Delta t = 0.01$ с. Вектор переменных состояния является частично наблюдаемым $y(t) = [V(t); \alpha(t); \omega_z(t)]^T$. На выход системы $y(t)$ воздействует аддитивный белый шум со среднеквадратичным отклонением (СКО) $\sigma_V = 0.01$ м/с, $\sigma_\alpha = 0.01^0$, $\sigma_{\omega_z} = 0.005^0/с$.

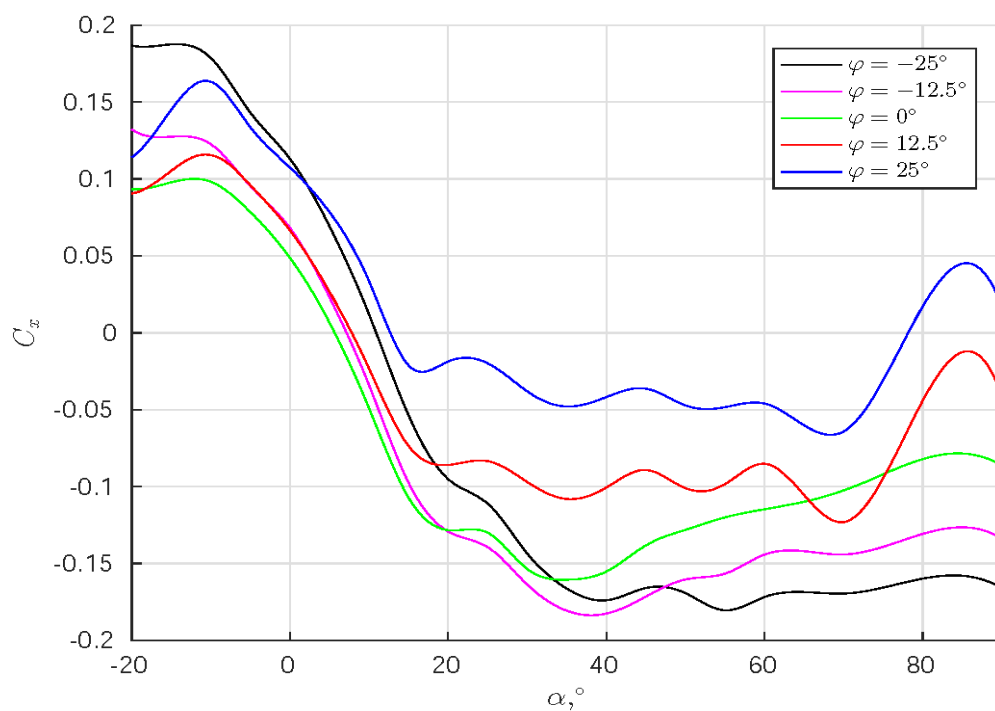
Обучение полуэмпирических НС-моделей представляет собой нетривиальную задачу. Соответствующие алгоритмы ее решения рассмотрены в [1]. Это обучение

проводится в системе Matlab для сетей в форме LDDN (Layered Digital Dynamic Networks) с использованием оптимизационного алгоритма Левенберга-Марквардта по критерию среднеквадратичной ошибки модели. Матрица Якоби вычисляется по алгоритму RTRL (Real-Time Recurrent Learning) [15].

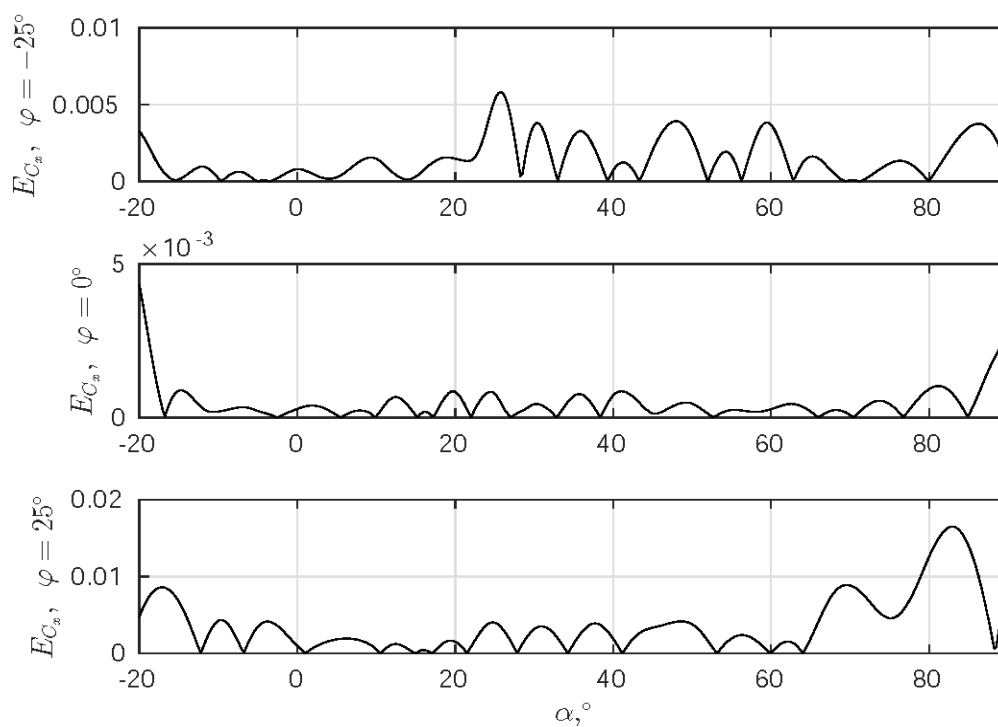
НС-модули для функций C_x , C_y и m_z формируются в виде сигмоидальных НС прямого распространения. В качестве входов каждого из модулей берутся величины α , φ и $\frac{\omega_z}{V}$. НС-модули для функций C_x и C_y имеют два скрытых слоя, первый из них включает 10 нейронов, а второй – 20. НС-модуль для функции m_z имеет три скрытых слоя, первый из них включает 10 нейронов, второй – 15, третий – 20.

Ошибка моделирования на тестовом множестве для полученной полуэмпирической НС-модели продольного движения маневренного самолета составляет: $CKO_V = 0.00026$ м/с, $CKO_\alpha = 0.183^0$ град, $CKO_{\omega_z} = 0.0071^0/c$.

Точность восстановления зависимостей для коэффициентов C_x , C_y и m_z демонстрируют данные, приведенные на рис. 3–5, на каждом из которых верхняя часть рисунка показывает фактические значения (по данным из [17]) искомых коэффициентов в зависимости от угла атаки и угла отклонения управляемого стабилизатора, а нижняя часть – погрешности, с которым тот или иной НС-модуль воспроизводит соответствующую зависимость. Видно, что достигнутая точность является весьма высокой.

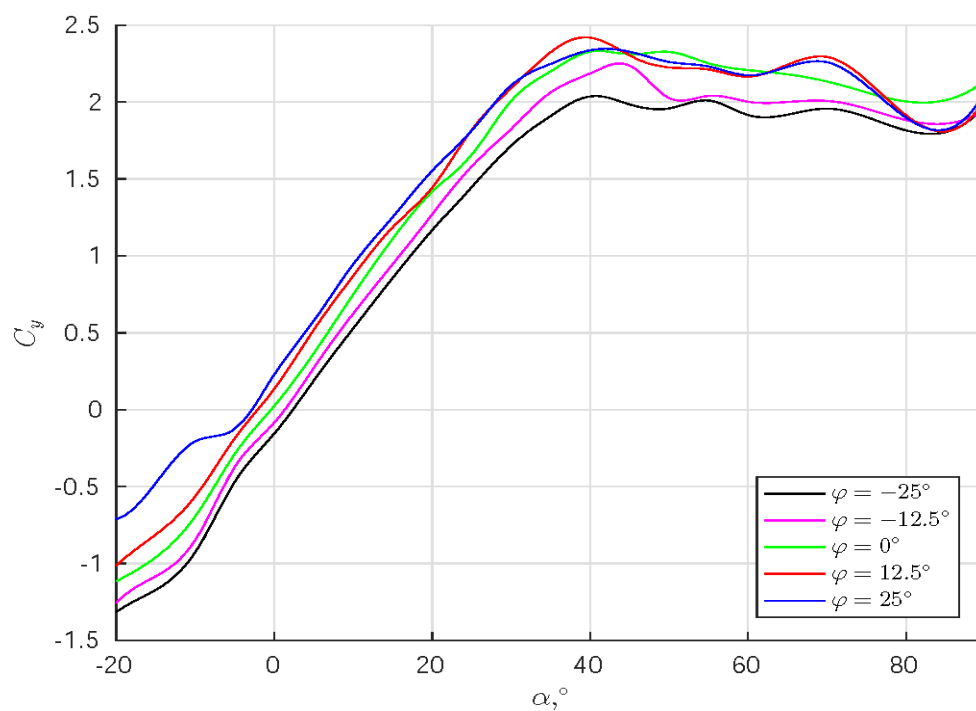


а

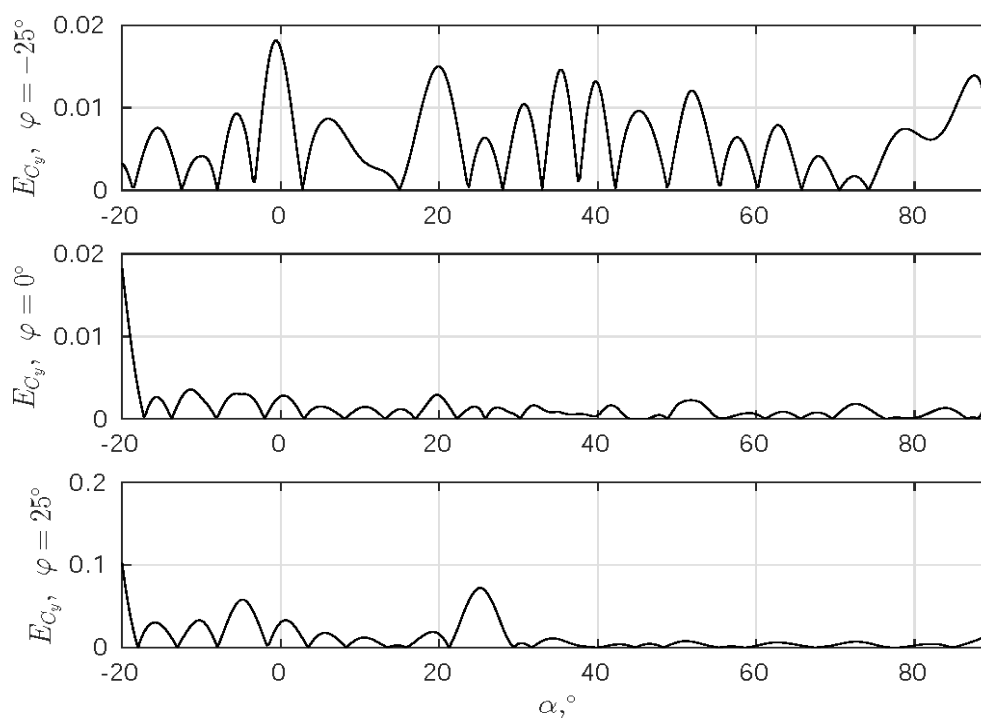


б

Рис. 3. Коэффициент $C_x(\alpha, \varphi)$ для $\varphi = -25^\circ$ (маркер \square), $\varphi = -0^\circ$ (маркер \circ) и $\varphi = +25^\circ$ (маркер \times) по данным из [17] (а), а также погрешность его аппроксимации E_{C_x} при фиксированных $\omega_z = 0^\circ/c$ и $V = 150$ м/с (б)

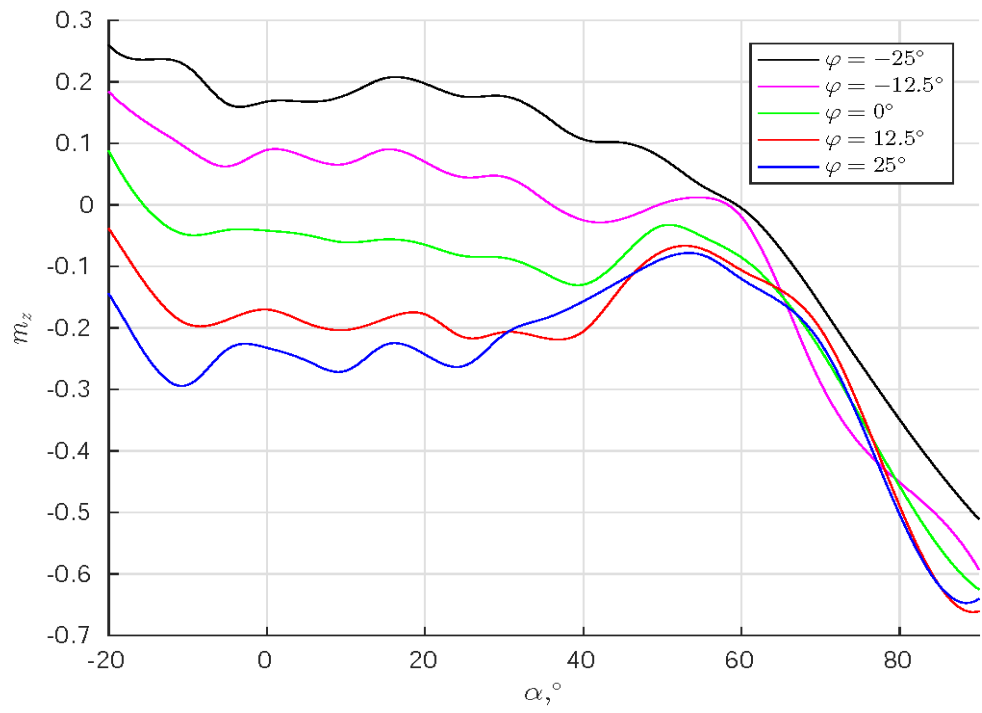


а

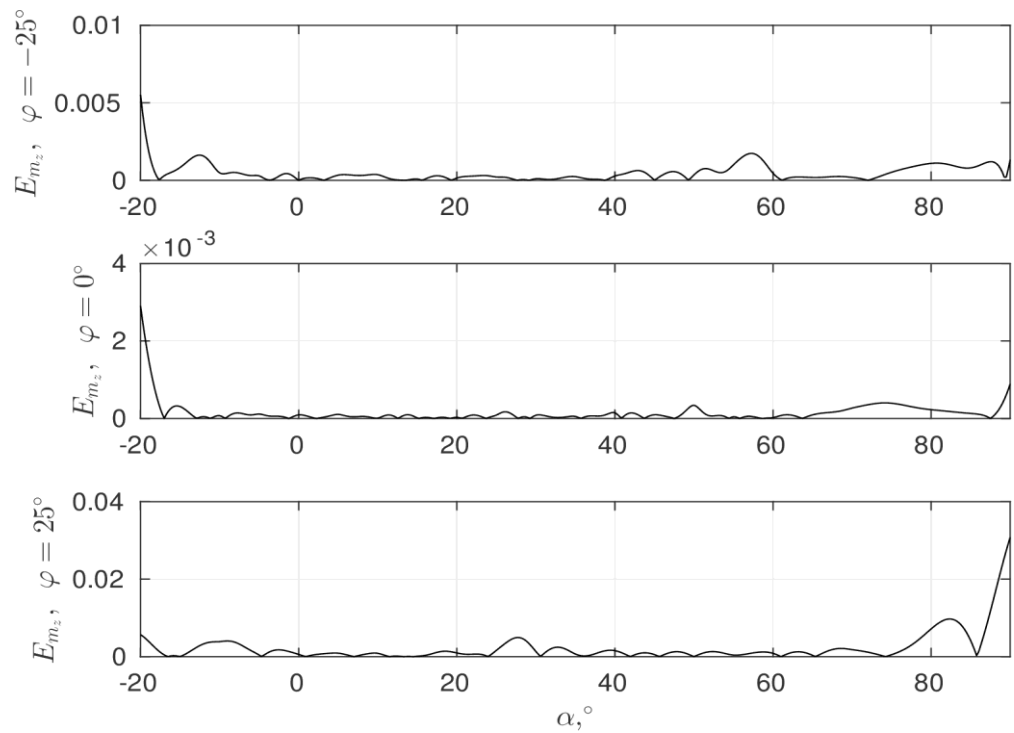


б

Рис. 4. Коэффициент $C_y(\alpha, \varphi)$ для $\varphi = -25^\circ$ (маркер \square), $\varphi = -0^\circ$ (маркер o) и $\varphi = +25^\circ$ (маркер x) по данным из [17] (а), а также погрешность его аппроксимации E_{C_y} при фиксированных $\omega_z = 0^\circ/c$ и $V = 150$ м/с (б)



a



b

Рис. 5. Коэффициент $m_z(\alpha, \varphi)$ для $\varphi = -25^\circ$ (маркер \square), $\varphi = -0^\circ$ (маркер \circ) и $\varphi = +25^\circ$ (маркер \times) по данным из [17] (а), а также погрешность его аппроксимации E_{m_z} при фиксированных $\omega_z = 0^\circ/\text{с}$ и $V = 150$ м/с (б)

Выводы

Представленные выше результаты позволяют сделать следующие выводы.

Как и в случае, описанном в [1, 2] применительно к аэродинамическим коэффициентам C_y , C_z , m_x , m_y , m_z , методы полуэмпирического НС-моделирования обеспечивают возможность успешного решения задачи идентификации коэффициента продольной силы C_x , если известны высотно-скоростная и дроссельная характеристики двигателя. Если данные для этих характеристик отсутствуют, тогда результатом решения задачи идентификации будет соотношение для суммарного коэффициента продольной силы, в состав аргументов которого войдет и управляющая переменная δ_{pyo} . Как следует из (1) и (2), этого вполне достаточно для моделирования движения самолета.

Второй важный вывод, следующий из полученных результатов, состоит в том, что «изобразительная сила» полуэмпирической модели вполне достаточна для представления сложных нелинейных функциональных зависимостей, определенных на обширной области значений их аргументов при условии, что имеется обучающий набор, обладающий требуемым уровнем информативности.

Результаты вычислительных экспериментов показывают высокую точность как полученной НС-модели продольного движения самолета, так и соответствующих его АДХ.

Работа выполнена при финансовой поддержке Минобрнауки РФ

Библиографический список

1. Егорчев М.В., Тюменцев Ю.В. Идентификация аэродинамических характеристик летательного аппарата: нейросетевой полуэмпирический подход // Вестник Московского авиационного института. 2014. Т. 21. № 4. С. 13–24.
2. Egorchev M.V., Tiumentsev Yu.V. Learning of semi-empirical neural network model of aircraft three-axis rotational motion // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics), 2015, vol. 24, no. 3, pp. 210–217.
3. Егорчев М.В., Тюменцев Ю.В. Нейросетевые полуэмпирические модели управляемых динамических систем // Сборник научных трудов XV Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2013». – М.: Изд-во МИФИ. Ч. 2, 2013. – С. 22–31.
4. Егорчев М.В., Козлов Д.С., Тюменцев Ю.В., Чернышев А.В. Нейросетевые полуэмпирические модели управляемых динамических систем // Вестник информационных и компьютерных технологий. 2013. № 9. С. 3–10.
5. Егорчев М.В., Тюменцев Ю.В. Обучение полуэмпирической нейросетевой модели управляемого движения самолета // Сборник научных трудов XVI Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2014». – М.: Изд-во МИФИ. Ч. 2, 2014. – С. 263–272.
6. Берестов Л.М., Поплавский Б.К., Мирошниченко Л.Я. Частотные методы идентификации летательных аппаратов. – М.: Машиностроение, 1985. – 184 с.

7. Klein V., Morelli E.A. Aircraft system identification: Theory and practice, Reston, VA: AIAA, Inc., 2006, 498 p.
8. Tischler M.B., Remple R.K. Aircraft and rotorcraft system identification: Engineering methods with flight-test examples, Reston, VA: AIAA, Inc., 2006, 558 p.
9. Верещиков Д.В., Кузнецов А.Д. Способ адаптивного управления военно-транспортным самолетом при беспарашютном десантировании моногруза // Труды МАИ. 2016. № 89. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=72913>
10. Niewald P.W., Parker S.L. Flight-test techniques employed to successfully verify F/A-18E in-flight lift and drag // Journal of Aircraft, 2000, vol. 37, no. 2, pp. 194–200.
11. Mulder J.A., van Sliedregt J.M. Estimation of drag and thrust of jet-propelled aircraft by non-steady flight-test maneuvers. Delft Univ. of Technology, Memorandum M-255, Dec. 1976, 32 p.
12. Cybenko G. Approximation by superposition of a sigmoidal function // Mathematics of Control, Signals and Systems, 1989, vol. 2, pp. 303–314.
13. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators // Neural Networks, 1989, vol. 2, pp. 359–366.
14. Горбань А.Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей // Сибирский журнал вычислительной математики. 1998. Т. 1, № 1. С. 11–24.
15. Haykin S. Neural networks: A comprehensive foundation: 2nd Edition, Prentice Hall, 2006, 823 p.

16. Бочкарев А.Ф. Аэромеханика самолета: Динамика полета. - М.: Машиностроение, 1985. – 360 с.

17. Nguyen L.T., Ogburn M.E., Gilbert W.P., Kibler K.S., Brown P.W., Deal P.L. Simulator study of stall/post-stall characteristics of a fighter airplane with relaxed longitudinal static stability, NASA TP-1538, Dec. 1979, 223 p.

18. Muja M., Lowe D.G. Scalable nearest neighbor algorithms for high dimensional data // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, vol. 36, no. 11, pp. 2227–2240.