

ДИНАМИКА, БАЛЛИСТИКА, УПРАВЛЕНИЕ ДВИЖЕНИЕМ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ

УДК 629.7

DOI:10.34759/vst-2020-2-169-184

РАСЧЕТ БЕЗОПАСНЫХ ПАРАМЕТРОВ НАЧАЛА МАНЕВРА СПОРТИВНЫХ САМОЛЕТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Иед К.^{1*}, Масленникова Г.Е.^{2**}, Тюменцев Ю.В.^{1***}

¹ *Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет),
МАИ, Волоколамское шоссе, 4, Москва, 125993, Россия*

² *Государственный научно-исследовательский институт гражданской авиации,
ГосНИИ ГА, Михалковская ул., 67, к.1, Москва, 125438, Россия*

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

** *e-mail: maslennikova@gosniiga.ru*

*** *e-mail: yutium@gmail.com*

Статья поступила в редакцию 16.03.2020

Рассматривается задача предотвращения летных происшествий применительно к спортивному самолету при выполнении им маневрирования. Для решения этой задачи предлагается метод расчета безопасных параметров начала маневра, основанный на использовании многослойной нейронной сети прямого распространения. Проводится анализ возможностей данного подхода, даются примеры его использования.

Ключевые слова: спортивный самолет, предотвращение летных происшествий, запаздывание с выходом из манёвра, безопасные параметры начала маневра, система предупреждения, многослойный персептрон, нейронные сети.

Введение

Анализ летных происшествий со спортивными самолетами свидетельствует о том, что основная причина аварий заключается в потере управления при выполнении фигур высшего пилотажа. Существуют определенные проблемы выполнения маневров, связанных с пикированием, переворотом, поворотом на вертикали, петлей Нестерова и т.п. [1, 2]. Отсутствие систем предупреждения или специальных требований для обеспечения бе-

зопасности полета делает его выполнение опасным [3]. При этом в действующих нормах летной годности отсутствуют четкие требования к определению понятия «безопасное выполнение фигур высшего пилотажа» [4-6].

Это исследование посвящено разработке методики контроля выполнения маневров с использованием нейронных сетей, в частности – применению модели многослойного персептрона (MLP)

для повышения безопасности простых спортивных самолетов, которые не оснащены сложными системами и автопилотом. В настоящей работе проводится поиск уравнения связи между потерей высоты и скоростью выхода из маневра с ошибками пилотирования при выполнении любого маневра. Для этой цели из-за сложности традиционных методов расчета большого количества маневров используется моделирование нейронных сетей.

Традиционно нейронные сети используются для решения задач распознавания образов, обработки и идентификации сигналов, классификации и др. Признанными преимуществами нейронных сетей являются:

1) эффективность решения задач при неполных, зашумленных или противоречивых данных, возможность моделирования параллельных процессов;

2) нейронные сети обладают легко перенастраиваемой архитектурой, что чрезвычайно удобно при внесении дополнений в структуру моделей при появлении новых влияющих факторов;

3) представления об объектах движения, с точки зрения стороннего наблюдателя, и о среде движения, особенно в условиях противодействия, всегда объективно неполные и неточные [7, 8]. А нейронные сети обладают способностью восстанавливать совокупную информацию по отдельной ее части, что важно при отсутствии или потере информации об объекте либо при обработке неполной информации;

4) при помощи нейросетей можно рассматривать сложные ситуации, образуемые под влиянием факторов различной природы и размерности, и использовать разнородную информацию, что существенно для моделей определения движения в условиях неопределенности. Используя такие сети, можно объединять статистические данные и экспертные оценки, обрабатывать информацию с различной степенью достоверности и т.д. [7—12].

В работе рассматривалось влияние ошибок пилота на возникновение критических ситуаций при выполнении конкретных маневров [13].

Основными проблемами построения и использования нейронных сетей являются сложности процесса их обучения и поиск примеров для обучения, адекватных реальности.

Системы предупреждения самолетов

Сегодня на различных летательных аппаратах используются специальные инструментальные

средства предупреждения критических режимов полета (СПКР) [14]. Общий принцип их действия основан на слежении за определенными пилотажными параметрами и скоростями их изменения. При превышении определенных заданных значений СПКР сигнализирует об этом и формирует рекомендации для экипажа по устранению опасной ситуации, а в случае бездействия летчика — посылает необходимые корректирующие и управляющие сигналы в систему автоматического управления (САУ), то есть стабилизирует самолет в автоматическом режиме [15, 16]. Для предотвращения столкновений с землей используется Ground Proximity Warning System (GPWS) — система воздушного судна, предназначенная для предупреждения пилотов об угрозе столкновения с землей или с иным препятствием в управляемом полете [17]. Современные системы предупреждения приближения земли (СППЗ) могут устанавливаться на все типы самолетов. Предупреждение осуществляется путем выдачи речевой, световой, звуковой и текстовой сигнализации, а также путем формирования визуальной информации о характере подстилающей поверхности на экране [18, 19].

Предыдущие исследования систем предупреждения были основаны на результатах использования нейронных сетей в авиации [20], а также данных научных разработок [21—23]. В статье также использовались зарубежные разработки теории нейронных сетей [24—27].

Существующие системы дают защиту в основном летательным аппаратам с автоматическим управлением и неприменимы для спортивного самолета. Спортивный самолет, как правило, имеет только штурвальное управление, поэтому для коррекции управления при выполнении маневров целесообразно использовать систему предупреждения пилота, с помощью которой он мог бы сам выполнять корректирующие действия. Для повышения безопасности полетов спортивных самолетов во время учений необходима устойчивая система, требуются четкие инструкции, обеспечивающие безопасное выполнение маневров [8]. Сейчас исследований, направленных на создание такой системы, недостаточно.

Практическое решение задачи

Представляется полезным рассмотреть возможность использования для решения задач определения движения маневрирующих объектов такую разновидность математического аппарата семантических сетей, как нейронные сети.

В задачах компьютерного моделирования искусственных нейронных сетей возникает необходимость использования специальных наборов данных для представления структуры сети и параметров составляющих ее элементов. Оставляя за рамками настоящей статьи вопросы обучения и использования нейронных сетей, рассмотрим структуру многослойного персептрона. Он состоит из слоя входных элементов (рецепторов), одного или нескольких слоев ассоциативных элементов (нейронов) и слоя выходных (реагирующих) элементов. Каждый элемент имеет функцию активации (передаточную функцию), которая в простейшем случае представляет собой алгебраическую сумму всех сигналов, поступающих на вход элемента [4, 11]. Элементы сети связаны между собой послойно. Каждая связь имеет весовой коэффициент, на который умножается сигнал при переходе из одного элемента в другой. Число входов, как и число нейронов в каждом слое может быть любым. Число слоёв тоже может быть любым.

Рассмотрим практическое решение поставленной задачи на примере изучения безопасности выполнения 600 маневров на авиасимуляторе X-Plane 11 (переворот — 300, пикирование — 100, петля Нестерова — 100, поворот на вертикали — 100) (рис. 1), которые определяются одинаковой скоростью начала вывода из маневра — 210 км/ч.

Путем получения массивов данных при выполнении разных маневров можно использовать сети нейронного программирования для разработки способа расчета безопасных высот любого маневра.

Для моделирования использовался спортивный пилотажно-акробатический самолет Як-55М, который предназначен для тренировки летчиков-спортсменов и участия в соревнованиях по самолетному спорту. Полученные данные были разделены на входные, представляющие из себя особенности пилотирования:

1) время действия до значения угла отклонения руля (X1);

2) значение угла отклонения руля (X2);

3) запаздывание на выход из манёвра (X3),

и выходные:

1) максимальная потеря высоты при достижении рекомендуемой скорости выхода из манёвра (Y_1);

2) скорость при выходе из манёвра (Y_2);

3) максимальная перегрузка (Y_3).

Так как исходные обучающие данные представляют из себя сложные функциональные зави-

симости с числом переменных более двух, использование традиционных методов аппроксимации затруднено, поэтому для решения задачи было использовано нейросетевое моделирование.

Параметры были получены из X-Plane Connect (ХРС) — это инструмент для исследований с открытым исходным кодом, используемый для взаимодействия с программным обеспечением X-Plane для имитатора полета. ХРС позволяет пользователям управлять самолетами и получать информацию о состоянии самолетов.

Основу нейронного представления параметров траекторий полета самолета (в контексте определения движения — для самолета, в контексте обнаружения — для средств обнаружения и слежения) составляет понятие нейрона.

Цикл обучения сети многослойного персептрона (на множестве примеров) состоит из следующих действий:

— предъявление сети очередного примера (входного и выходного векторов);

— вычисление фактического выходного вектора (прямое распространение сигналов);

— изменение веса связей с целью минимизации ошибки на выходе.

Изменение веса — итерационный процесс. Критерий остановки — исчерпание лимита количества итераций или достижение заданного значения ошибки E.

Построение нейронной сети (MLP)

Нейронная сеть будет иметь три входа, три выхода, несколько скрытых слоев и функцию активации вида $f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$. Для определения

компоновки скрытых слоев был проведен статистический анализ следующих параметров:

S — среднее квадратичное отклонение прогноза нейросети от ожидаемых значений по каждому выходу

$$S = \sqrt{\frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n (in - out)^2 \right)},$$

где in — ожидаемое значение; out — прогноз нейросети; n — количество слоев, необходимое для обучения.

Для каждой компоновки скрытых слоев проводилось 100 обучений, затем рассматриваемые параметры усреднялись и бралось среднее квадратичное отклонение всех результатов (табл. 1).

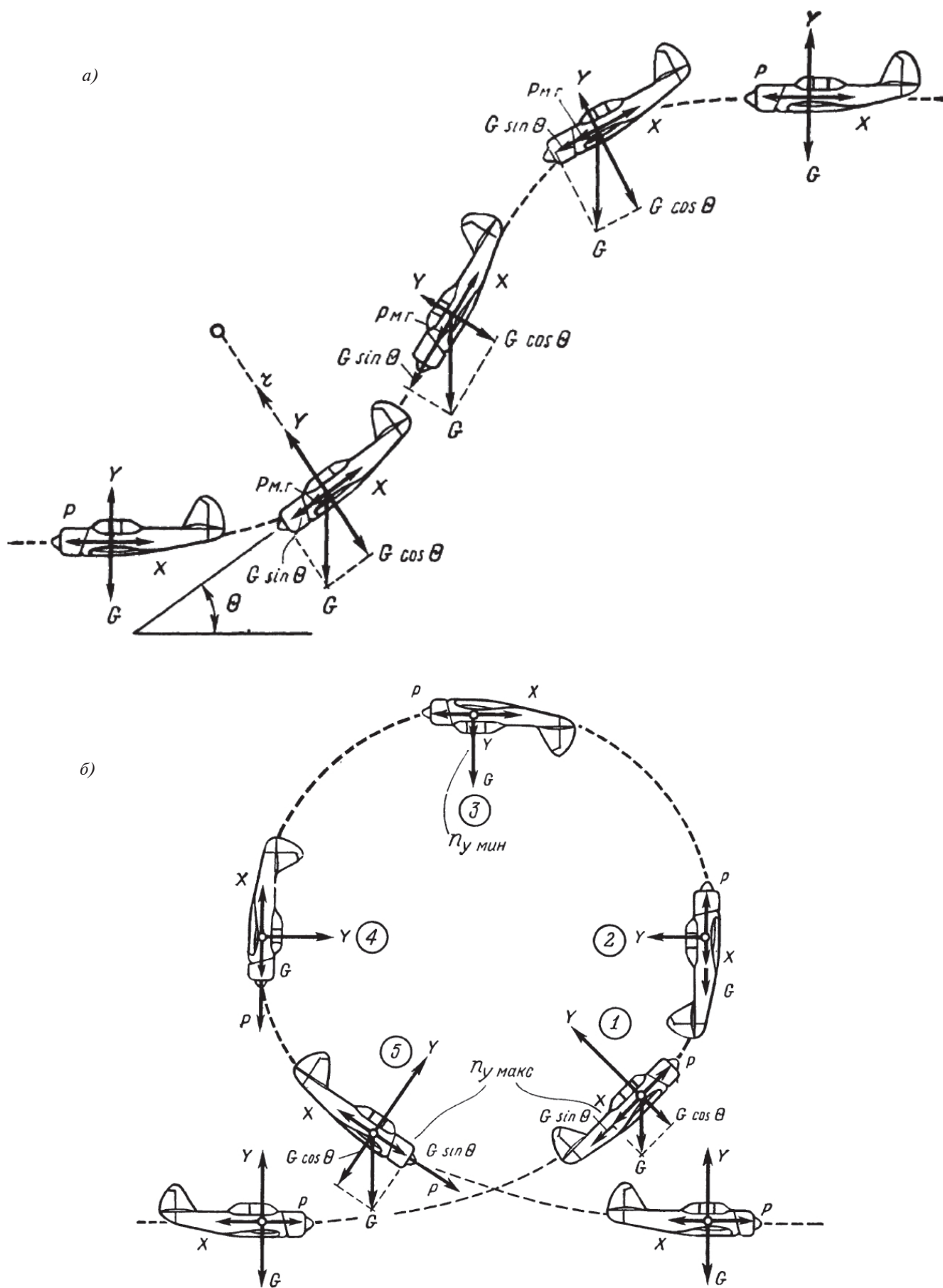


Рис. 1 (начало)

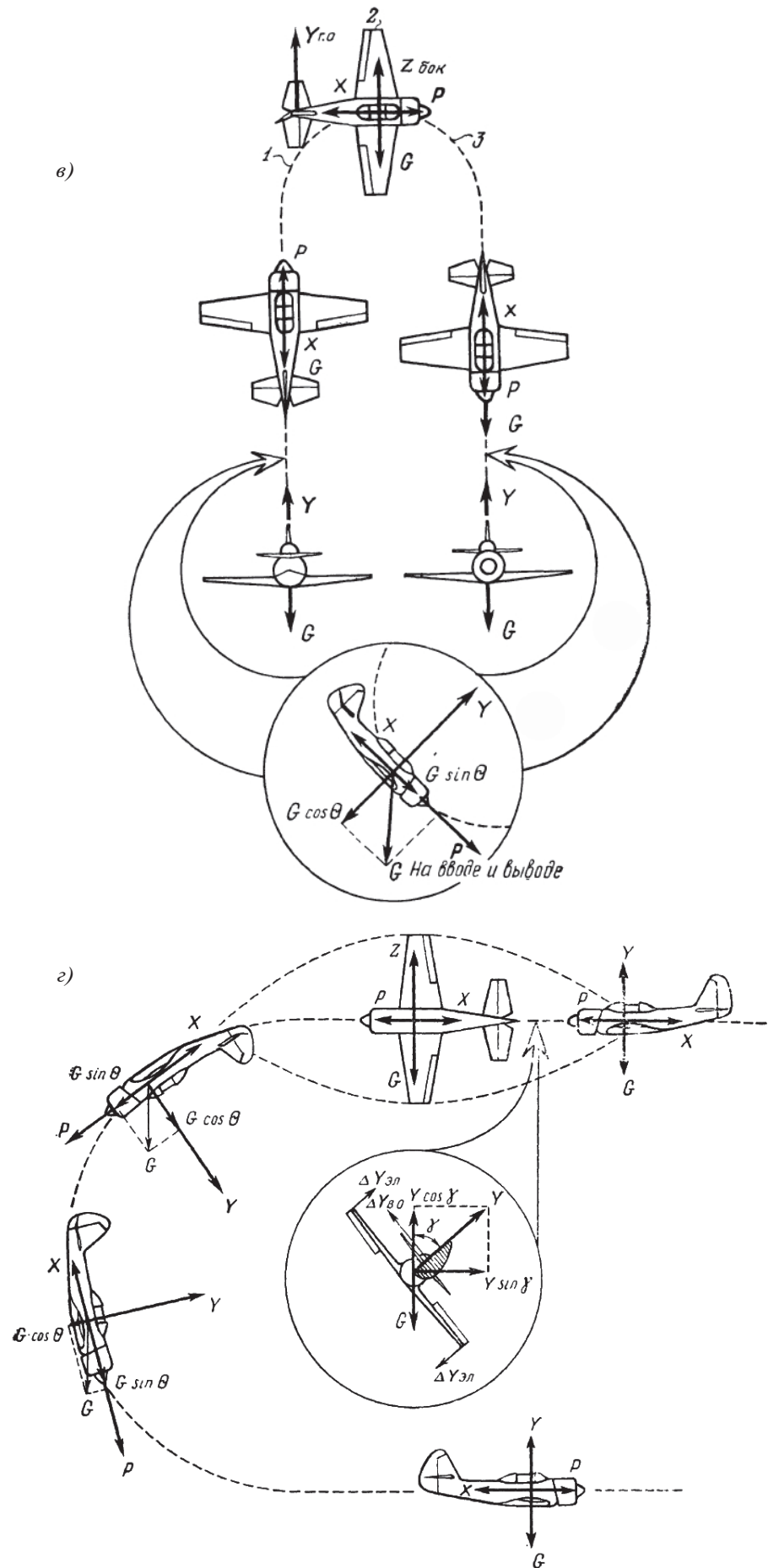


Рис. 1. Схема сил, действующих на самолет: а — при пикировании [2]; б — при выполнении петли; в — при выполнении переворота; г — при выполнении переворота на вертикали

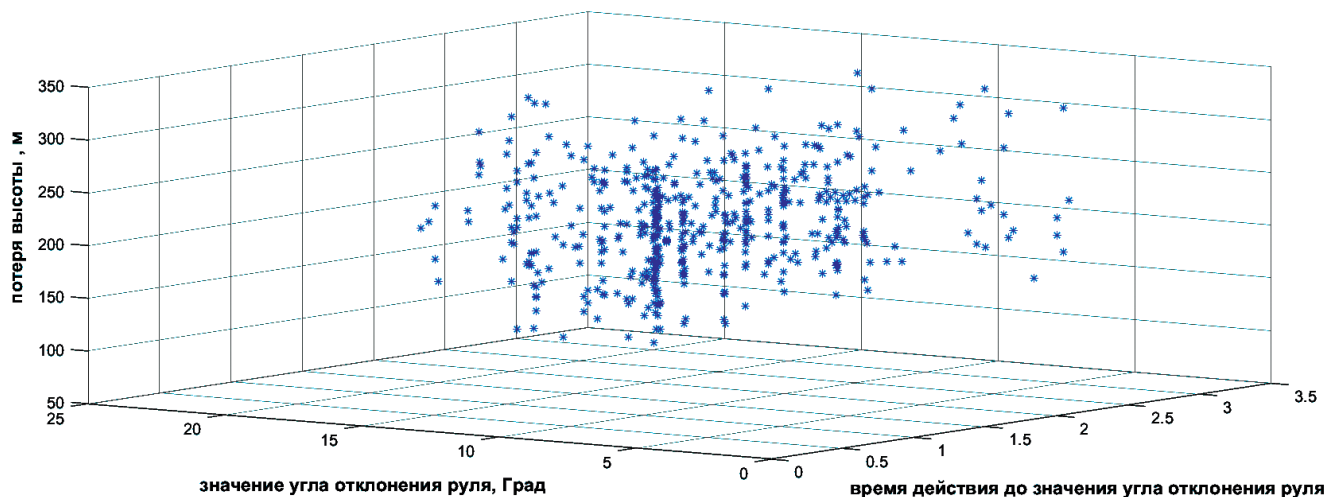


Рис. 2. График зависимости потери высоты от времени действия и темпа отклонения руля высоты

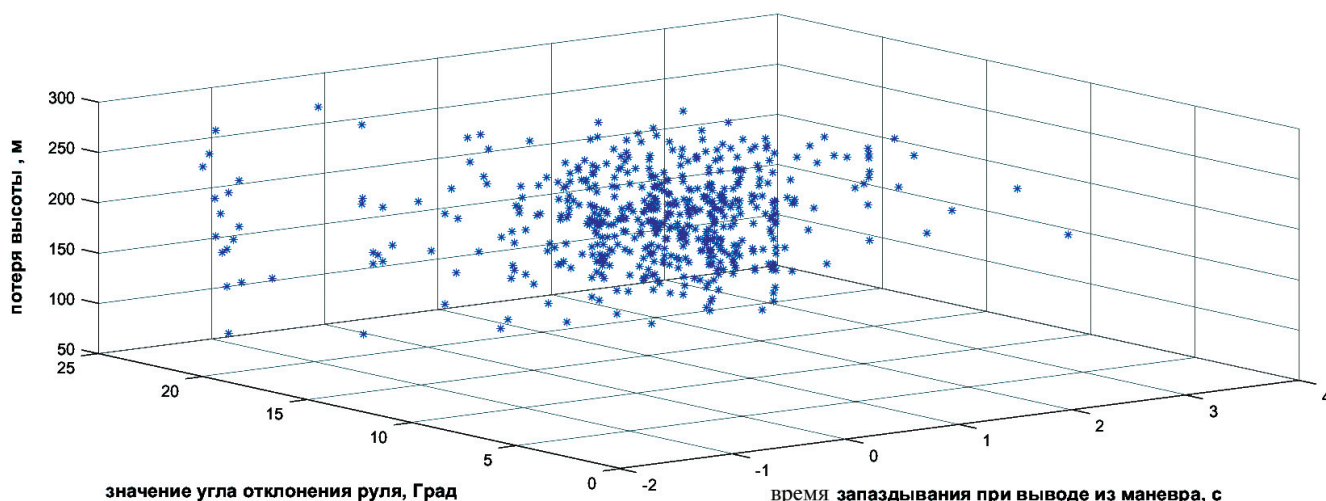


Рис. 3. График зависимости потери высоты от темпа отклонения руля высоты и времени запаздывания при выводе из манёвра

Как видно из табл. 1, чтобы добиться наиболее точных и стабильных прогнозов нейросети, при этом чрезмерно не увеличивая количество связей, достаточно взять два скрытых слоя в 5 и 10 нейронов.

Обсуждение результатов

Необходимо исправить структуру сетевой архитектуры MLP: оптимизировать количество скрытых слоев и нейронов (узлов) в каждом слое. Функции активации для каждого уровня также выбираются на этом этапе, то есть предполагается, что они известны. Неизвестные параметры, которые должны быть оценены, — это веса и откло-

нения (w, b) . Форма модели нейронной сети показана на рис. 4.

Исходя из диаграммы, уравнение может быть записано как зависимость между потерей высоты и скоростью выхода из манёвра, включая перегрузку с ошибками пилотирования:

$$y_i = f^{III} \left(\sum_{m=1}^{10} w_{mi}^{III} f^{II} \left(\sum_{j=1}^5 w_{mj}^{II} f^I \left(\sum_{k=1}^3 w_{kj}^I x_k + b_j^I \right) + b_m^{II} \right) + b_i^{III} \right), \quad (1)$$

Таблица 1

Среднеквадратичное отклонение результатов в зависимости от компоновки слоев

Среднеквадратичное отклонение результатов	Компоновка слоев											
	3_5_3	3_10_3	3_15_3	3_20_3	3_5_5_3	3_5_10_3	3_10_10_3	3_10_20_3	3_5_5_5_3	3_5_10_5_3	3_10_20_10_3	3_10_20_10_3
Отклонение по первому выходу	43.053 (14.497)	41.056 (3.121)	41.134 (4.088)	41.273 (3.961)	42.128 (11.708)	40.485 (2.267)	40.823 (2.879)	40.540 (3.631)	40.371 (1.892)	41.614 (3.504)	40.384 (2.668)	40.384 (2.668)
Отклонение по второму выходу	13.577 (8.094)	12.606 (0.711)	12.603 (0.929)	12.357 (0.618)	13.047 (2.141)	12.584 (0.527)	12.823 (1.270)	12.567 (0.944)	12.624 (0.450)	12.761 (0.747)	12.718 (0.999)	12.718 (0.999)
Отклонение по третьему выходу	0.982 (0.182)	1.042 (0.171)	1.089 (0.341)	1.076 (0.167)	1.036 (0.221)	1.083 (0.206)	1.205 (0.249)	1.373 (0.230)	1.007 (0.140)	1.027 (0.191)	1.238 (0.275)	1.238 (0.275)
Эпох	12.650 (4.758)	11.900 (4.227)	12.130 (4.150)	11.330 (2.598)	12.020 (5.365)	11.960 (3.808)	10.730 (2.247)	11.180 (2.739)	12.180 (3.605)	11.460 (3.239)	11.070 (2.544)	11.070 (2.544)

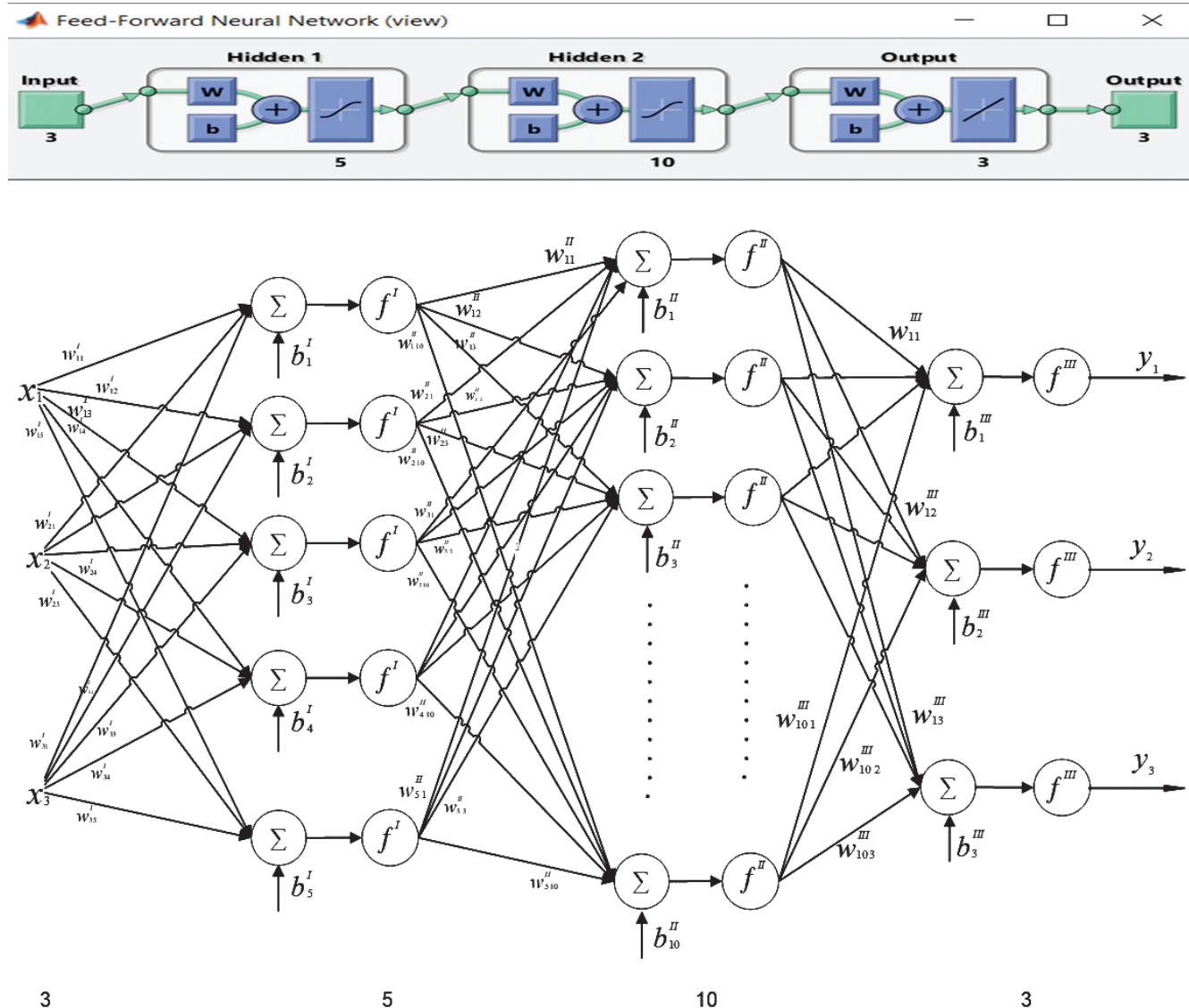


Рис. 4. Нейронная сеть персептрона с двумя скрытыми слоями

где функция активации, вес и отклонения уравниваются:

$$f^I(x) = f^{II}(x) = \text{tansig}(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1;$$

$$f^{III}(x) = \text{purelin}(x) = x;$$

$$w^I = \begin{pmatrix} -2,89876 & -0,73115 & -1,38402 \\ -2,5374 & -1,11718 & 1,20951 \\ 1,401547 & -1,27472 & -0,29141 \\ 2,864299 & 1,28245 & 1,313253 \\ 0,327476 & 0,185202 & 2,113521 \end{pmatrix}; \quad b^I = \begin{pmatrix} 2,638828 \\ 0,961163 \\ -0,79654 \\ 1,853368 \\ 2,011444 \end{pmatrix};$$

$$w^{II} = \begin{pmatrix} 1,888717 & -1,21191 & -0,27868 & 1,065703 & 0,26127 \\ 0,183142 & -1,29727 & -1,7385 & -0,2964 & -1,96771 \\ 2,157063 & -1,59086 & 0,711015 & 0,023215 & 0,778907 \\ 0,677464 & -0,86781 & 1,834701 & 0,2677 & -0,58517 \\ -1,1981 & -1,71788 & -0,10051 & 0,983562 & 0,353897 \\ -0,28119 & -2,30271 & -0,43995 & 1,752488 & 0,833606 \\ -0,74881 & 0,948852 & -1,64536 & 0,658465 & 0,818778 \\ 0,21525 & -1,98715 & -1,78101 & 0,09723 & -0,32221 \\ -0,92554 & 0,408027 & 1,25532 & -1,30027 & 0,692492 \\ -0,66825 & 0,543399 & -0,1627 & -2,06278 & 1,005472 \end{pmatrix}; b^{II} = \begin{pmatrix} -2,25786 \\ -2,25913 \\ -0,67262 \\ -1,54057 \\ 0,916592 \\ -0,75675 \\ -0,37933 \\ 0,94379 \\ 1,277354 \\ -2,37006 \end{pmatrix}; b^{III} = \begin{pmatrix} -0,06381 \\ 0,18381 \\ 0,80328 \end{pmatrix};$$

$$w^{III} = \begin{pmatrix} -0,56323 & -0,50751 & 0,109343 & 0,834185 & 0,70836 & -0,15568 & 0,483652 & -0,19113 & -0,08746 & 0,03742 \\ -1,08916 & -0,31813 & 0,069521 & 0,509097 & 0,092425 & 0,569419 & 0,002108 & -0,23229 & -0,51912 & 0,188493 \\ -0,34302 & 0,927905 & 0,449493 & -0,06265 & -0,15728 & -0,06608 & -0,29453 & 0,654158 & -0,14917 & 0,529759 \end{pmatrix}.$$

Из уравнения (1) можно сделать вывод, что сеть MLP является нелинейной параметризованной картой из входного пространства $x \in R^k$ к выходному $y \in R^m$ (здесь $k, m = 3$). Параметры имеют веса w^I, w^{II}, w^{III} и их отклонения b^I, b^{II}, b^{III} . Функции активации f обычно предполагаются одинаковыми в каждом слое и известны заранее.

На рисунке та же функция активации $f^I(x) = f^{II}(x), f^{III}(x)$ используется во всех слоях.

Визуализация соотношения, представляемого полученной нейросетевой моделью, показана на рис. 5 и 6 для величин Y_1 и Y_3 . «Пачка поверхностей» отвечает различным значениям времени запаздывания при выходе из манёвра. График

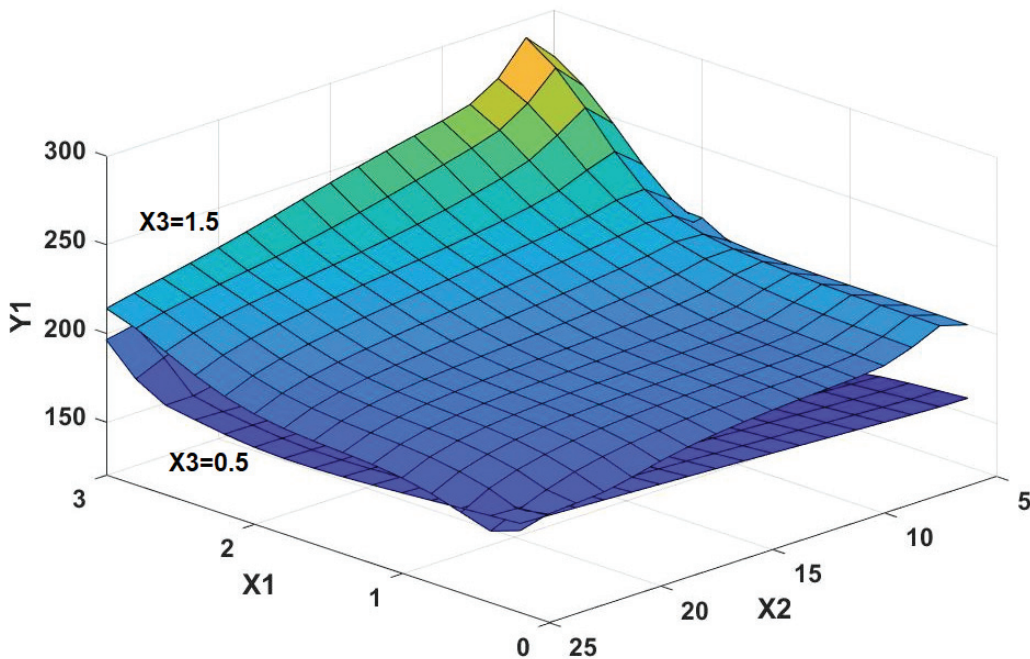


Рис. 5. Зависимость максимальной потери высоты (Y_1) от времени до достижения заданного значения угла отклонения руля высоты (X_1), значения угла отклонения руля высоты (X_2) и запаздывания с выходом из манёвра (X_3)

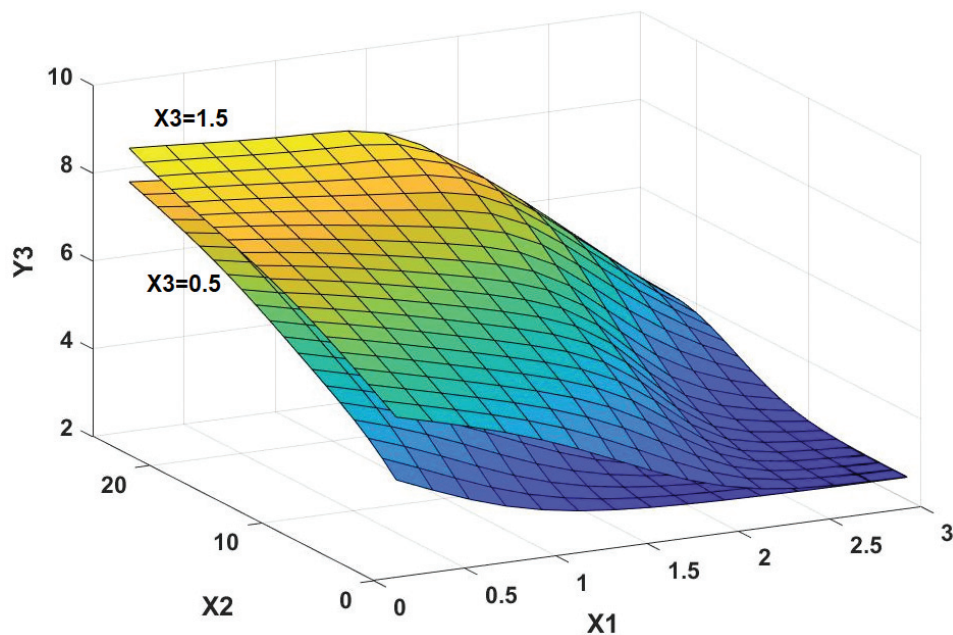


Рис. 6. Зависимость максимальной перегрузки (Y_3) от времени до достижения заданного значения угла отклонения руля высоты (X_1), значения угла отклонения руля высоты (X_2) и запаздывания с выходом из манёвра (X_3)

скорости при выходе из манёвра (величина Y_2), в зависимости от рассматриваемых входных величин, представляет собой горизонтальное плато.

Принцип работы системы предупреждения опасных ситуаций при маневрировании спортивного самолета

Описанная в предыдущем разделе модель позволяет рассчитывать параметры начала маневрирования спортивных самолетов. Получаемые при этом результаты должны быть введены в систему предупреждения, чтобы информировать пилота о выполнении маневра на несоответствующей высоте, а также предложить выход из маневра, чтобы обезопасить полет и минимизировать риск возникновения критической ситуации.

В состав системы предупреждения пилота об опасных ситуациях при возникновении ошибок пилотажа входят измерительные приборы, система преобразования информации, вычислитель и индикатор [1].

Принцип работы системы предупреждения пилота об опасных ситуациях при возникновении ошибок пилотажа основан на том, что по величине входных сигналов рассчитываются прогнозируемые значения высот завершения маневра. Эти значения сравниваются между собой, и система выбирает стратегию, которая приводит к меньшей потере высоты и, следовательно, обеспечивает повышение безопасности полета.

Система предупреждения реализует следующую последовательность действий:

1) измеряются и анализируются величины, характеризующие текущее состояние самолета, показывающие, в частности, как самолет маневрирует на заданном временном интервале (угол тангажа и угол крена, град; приборная скорость, км/ч; вертикальная скорость, м/с; нормальная перегрузка; текущая высота, м);

2) вычисляется граничная высота $H_{гр}$, заданная для конкретного совершаемого маневра согласно выражению $H_{гр} = H_{РЛЭ} + Y1_{max}$, где $H_{РЛЭ}$ — высота, отвечающая требованиям руководства по летной эксплуатации; $Y1_{max}$ — максимальная потеря высоты при достижении рекомендуемой скорости выхода из манёвра в ситуации, когда имеют место все ошибки пилотирования $X1_{max}$, $X2_{min}$ и $X3_{max}$;

3) выбирается одна из предусмотренных альтернативных стратегий, отвечающая полученным на предыдущем шаге результатам, формируется и выдается соответствующий сигнал на систему индикации.

Сигналы, используемые для уведомления летчика о допустимости предпринимаемого маневра

Уведомление летчика о допустимости предпринимаемого маневра осуществляется с помо-

стью двух устройств: вибросигнализатора и прибора визуальной индикации.

Вибросигнализатор, воздействующий на ручку управления самолетом, состоит из электродвигателя, соединенного с намеренно несбалансированным маховиком. Он дублирует визуальное предупреждение в тех опасных ситуациях, когда пилот может отвлечься от наблюдения за прибором визуальной индикации. На приборе визуальной индикации, показанном на рис. 7, допустимость предпринимаемого маневра отображается с помощью цветных стрелок.



Рис. 7. Индикация системы предупреждения при уведомлении о стратегии 1

Возможны следующие варианты предупреждений, выдаваемых с помощью визуальной индикации и вибросигнализатора:

1) стрелки окрашены в зеленый цвет, если высота начала маневра больше допустимой с учетом ошибок пилота;

2) срабатывает вибросигнализатор и стрелки окрашены в желтый цвет, когда пилот может безопасно выйти из маневра, используя стратегию 2;

3) срабатывает вибросигнализатор и стрелки окрашены в оранжевый цвет, когда пилот может безопасно выйти из маневра, используя стратегию 1;

4) срабатывает вибросигнализатор и стрелки окрашены в красный цвет, когда высота начала маневра меньше допустимой с учетом ошибок пилота, в этом случае маневрирование не должно выполняться.

Упомянутые выше две альтернативные стратегии, которым должен следовать летчик, предполагают выполнение следующих действий.

Стратегия 1. Полное взятие ручки управления «на себя» для вывода из маневра при линейно на-

растающем в течение одной секунды отклонении руля высоты. В процессе этого маневра нормальная перегрузка n_y увеличивается, при таком характере управления пилот должен следить за тем, чтобы не превышать предельной максимальной перегрузки, равной 9g [2]. С другой стороны, потеря высоты во время выполнения маневра в этом случае минимальна.

Стратегия 2. Линейно нарастающее в течение двух секунд отклонение ручки управления «на себя» до полного ее расхода. Потеря высоты во время выполнения маневра в этом случае будет больше, чем при использовании Стратегии 1.

Результаты моделирования и их интерпретация

Для того чтобы оценить эффективность предлагаемой методики, необходимо:

1) дать количественную оценку безопасности маневрирования, например, вероятности возникновения критической ситуации;

2) показать, что с использованием предлагаемого подхода снижается вероятность возникновения критической ситуации, и определить, насколько она снижается в рассмотренных примерах.

Моделирование осуществлялось с использованием авиасимулятора X-Plane 11, в котором существует возможность модификации самолета с помощью программы Plane Maker. Такая модификация позволила выполнить требуемые 100 маневров с добавлением индикатора предупреждения `ott_aledisp_ALT_VV1`, указывающего значения высоты и вертикальной скорости. Также был добавлен скрипт `vSpeed callouts`, позволяющий присоединять звуковое предупреждение при достижении определенной скорости, которую можно установить вручную. Для этой переменной были введены значения 200, 210 и 220 км/ч соответственно.

С применением указанных выше функций были получены статистические характеристики ошибок пилотирования с использованием системы предупреждения (СП), которые приведены в табл. 2. В этой же таблице даются вероятностные характеристики ошибок пилотирования при выполнении 600 маневров без использования СП.

Плотность распределения вероятностей для времени запаздывания с выходом из маневра (на примере выполнения переворота, пикирования, петель Нестерова и поворота на вертикали) и для максимальной потери высоты при достижении рекомендуемой скорости выхода из маневра показаны соответственно на рис. 8 и 9.

Таблица 2

Статистические характеристики ошибок пилотирования при выполнении маневров с использованием СП и без использования СП

Статистические характеристики	$t_{\delta e}(X1)$, с		$\delta e_{\text{пик}}(X2)$, град.		$\Delta t_{\text{зап}}(X3)$, с		$\Delta H_{\text{мд}}(Y1)$, м		$V_{\text{нвы}}(Y2)$, км/ч		$n_{\text{max}}(Y3)$	
	с СП	без СП	с СП	без СП	с СП	без СП	с СП	без СП	с СП	без СП	с СП	без СП
Математическое ожидание	1.41	1.47	12	10	0.18	0.5	197	211	204	205	6	5.8
Стандартное отклонение	0.68	0.67	5	2.5	0.7	0.5	38	38	12	13	0.9	0.9
Коэффициент корреляции с потерей высоты	0.25	0.5	-0.5	-0.4	0.29	-0.07	1	1	0.24	0.39	-0.32	0,02

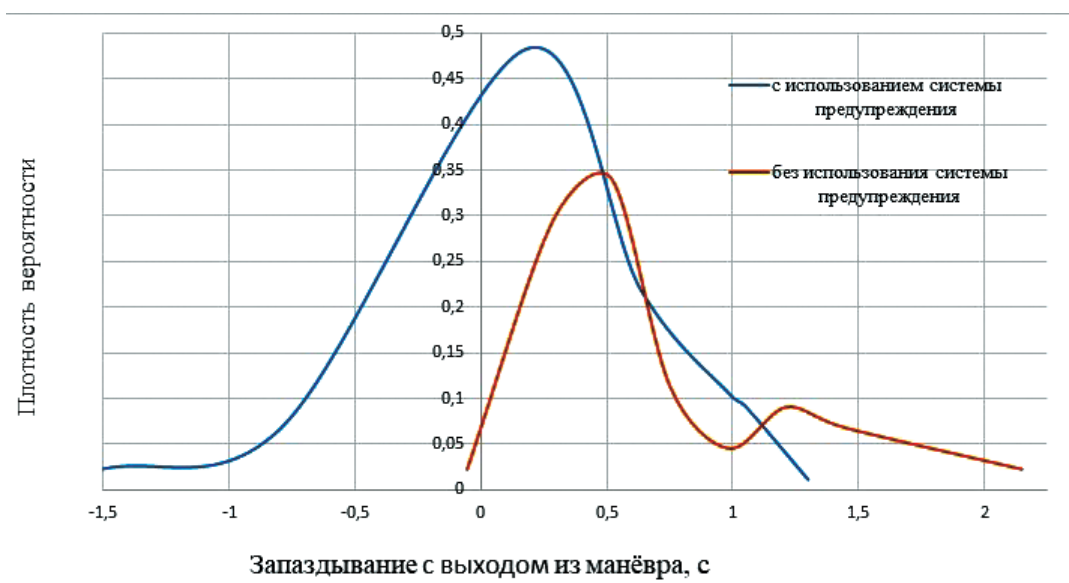


Рис. 8. Плотность распределения вероятностей для запаздывания с выходом из манёвра

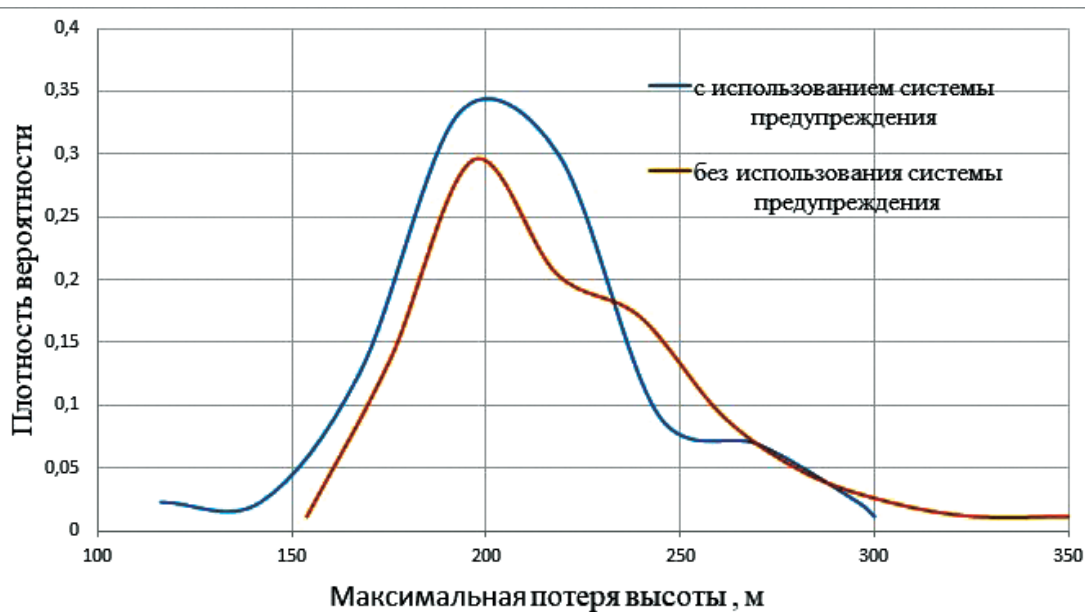


Рис. 9. Плотность распределения вероятностей для максимальной потери высоты при достижении рекомендуемой скорости выхода из манёвра

Результаты экспериментов, проведенных с добавлением функций, моделирующих работу системы предупреждения пилота, свидетельствуют об уменьшении времени запаздывания выхода из маневра и показателей максимальной потери высоты (табл. 3).

рактрных для тренировочных и демонстрационных полетов спортивных самолетов. Эта взаимосвязь реализована в виде многослойной нейронной сети прямого распространения, позволяющей формировать указания, выдаваемые летчику с помощью специальным образом оформленных

Таблица 3

Результаты выполнения маневров на авиасимуляторе X-plane 11

Время запаздывания выхода из манёвра, с	Число выполненных маневров		Число возникших критических ситуаций		Вероятность возникновения критической ситуации ВЕР _{ВКС} , %	
	без СП	с СП	без СП	с СП	без СП	с СП
1	600	100	109	6	18,2	6
1,15	600	100	109	1	18,2	1

На основе полученных опытным путем данных были рассчитаны вероятности возникновения критической ситуации при маневрировании с использованием системы предупреждения и без ее использования:

$$\text{ВЕР}_{\text{ВКС}} = N_{\text{ВКС}} / N \cdot 100\%, \quad (2)$$

где ВЕР_{ВКС} – вероятность возникновения критической ситуации;

$N_{\text{ВКС}}$ – число возникших критических ситуаций;

N – число выполненных маневров.

Результаты, приведенные в табл.3, показывают, что вероятность возникновения критической ситуации при маневрировании с использованием системы предупреждения сокращается в три раза при $\Delta t_{\text{зап}} = 1$ с и в 18 раз при $\Delta t_{\text{зап}} = 1,15$ с.

Таким образом, в случае возникновения ошибок пилотирования применение предлагаемой системы предупреждения существенно снижает вероятность возникновения критической ситуации.

Выводы

Анализ происшествий со спортивными самолетами, происходящих при выполнении тренировочных и демонстрационных полетов, показывает необходимость эффективной системы предупреждения пилота о возникновении критической ситуации при выполнении маневра.

Для решения этой задачи предложено выявить взаимосвязь ошибок пилотирования с безопасностью полета при выполнении ряда маневров, ха-

визуальных сигналов и вибросигнализации через ручку управления самолетом.

Предложенная модель была реализована и протестирована применительно к спортивному самолету Як-55М и продемонстрировала эффективность предлагаемого подхода к повышению безопасности полета при выполнении фигур высшего пилотажа.

Полученные результаты показывают, что применение системы предупреждения пилота в случае возникновения ошибок пилотирования позволит с вероятностью 99,7% снизить максимальную потерю высоты в среднем на 15% по сравнению с вариантом без использования такой системы. При этом значительно снижается вероятность возникновения критической ситуации.

Библиографический список

1. Иед К. Разработка методики создания системы предупреждения об опасных ситуациях при возникновении ошибок пилотажа // Вестник Московского авиационного института. 2019. Т. 26. № 3. С. 201-209.
2. Коровин А.Е., Новиков Ю.Ф. Практическая аэродинамика и динамика полета самолетов Як-52 и Як-55. – М.: ДОСААФ СССР, 1989. – 357 с.
3. Комарцова Л.Г., Максимов А.В. Нейрокомпьютеры: Учеб. пособие для вузов. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э Баумана, 2004. – 400 с.
4. Certification Specifications CS-23 Normal, Utility, Aerobatic, and Commuter Aeroplanes. – European Aviation Safety Agency (EASA), 2010. – 404 p. URL: <https://www.easa.europa.eu/certification-specifications/cs-23-normal-utility-aerobatic-and-commuter-aeroplanes>

5. Airplane flying Handbook: ASA FAA-H-8083-3B. — Aviation Supplies & Academics, Inc., 2016. — 352 p.
6. Авиационные правила. Ч. 23. Нормы летной годности гражданских легких самолетов / Межгосударственный авиационный комитет. — М.: Авиаиздат, 2013. — 210 с.
7. Кузнецов Ю.В., Баев А.Б., Коновалюк М.А. Определение параметров многоточечных целей по спектру радиолокационного изображения // Вестник Московского авиационного института. 2010. Т. 17. № 3. С. 193-198.
8. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс / Пер. с англ. Н.Н. Куссуль, А.Ю. Шелестова. — Изд. 2-е, испр. — М.: Вильямс, 2008. — 1103 с.
9. Кондратьев А.И., Тюменцев Ю.В. Нейросетевое моделирование управляемого движения летательных аппаратов // Вестник Московского авиационного института. 2010. Т. 17. № 5. С. 5-11.
10. Тань В., Ефремов А.В., Тюменцев Ю.В. Оценка пилотажных свойств самолёта с применением нейросетевой модели предсказания характеристик управляющих действий лётчика // Вестник Московского авиационного института. 2008. Т. 15. № 1. С. 92-108.
11. Ефремов А.В., Оглоблин А.В., Тань В., Тюменцев Ю.В. Нейросетевая модель управляющих действий лётчика // Вестник Московского авиационного института. 2007. Т. 14. № 2. С. 53-66.
12. Евдокименков В.Н., Ким Р.В., Векшина А.Б., Якименко В.А. Исследование индивидуальных особенностей управляющих действий лётчиков в процессе посадки на основе нейросетевых моделей // Вестник Московского авиационного института. 2015. Т. 22. № 3. С. 17-29.
13. Гончаренко В.И. Классификация траекторий летательных аппаратов с помощью методов искусственного интеллекта // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2012. Т. 10. № 4. С. 54-60.
14. Солдаткин В.М. Методы и средства построения бортовых информационно-управляющих систем обеспечения безопасности полета. — Казань: Изд-во Казанского гос. технического ун-та, 2004. — 350 с.
15. Берестов Л.М., Харин Е.Г., Якушев А.Ф. и др. Система поддержки экипажа в опасных ситуациях. Патент RU 2128854 С1, 10.04.1999.
16. Петунин В.И., Неугодникова Л.М. Ограничение и предупреждение опасных режимов при автоматическом управлении движением летательных аппаратов // Вестник УГАТУ. 2014. Т. 18. № 4(65). С. 90-104.
17. Enhanced Ground Proximity Warning System (EGPWS). URL: <https://aerospace.honeywell.com/en/pages/enhanced-ground-proximity-warning-system>
18. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечёткие системы / Пер. с польск. И.Д. Рудинского. — М.: Горячая линия — Телеком, 2008. — 383 с.
19. Skoog M.A., Less J.L. Development and Flight Demonstration of a Variable Autonomy Ground Collision Avoidance System. — American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2014, 22 p. URL: https://pdfs.semanticscholar.org/eb7a/bebfaa354054c7f5497d1e765ec58578f8c7.pdf?_ga=2.169496804.455545469.1584376893-204996624.1582911794
20. Кузнецов Ю.В., Баев А.Б., Коновалюк М.А. Определение параметров многоточечных целей по спектру радиолокационного изображения // Вестник Московского авиационного института. 2010. Т. 17. № 3. С. 193-198.
21. Куссуль Э.М. Ассоциативные нейроподобные структуры. — Киев: Наукова думка, 1992. — 140 с.
22. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление // Пер. с англ. А.Г. Подвесовского, Ю.В. Тюменцева. — 2-е изд. — М.: БИНОМ. Лаборатория Знаний, 2013. — 798 с.
23. Хлопков Ю.И., Дорофеев Е.А., Зяя Мьо, Поляков М.С., Хлопков А.Ю., Агаева И. Разработка нейронных сетей для расчета аэродинамических характеристик высокоскоростных летательных аппаратов // Фундаментальные исследования. 2013. № 11-9. С. 1834-1840.
24. Samarasinghe S. Neural Networks for Applied Sciences and Engineering: From Fundamentals to Complex Pattern Recognition. — 1st edition. — Auerbach Publications, 2006. — 570 p.
25. Hampton T.W. The quest for air dominance: F-22 Cost versus capability. Doctoral thesis, Air command and staff college, April, 1998.
26. Простов Ю.С., Тюменцев Ю.В. Нейросетевой механизм адаптации при решении кусочно-постоянной задачи анализа независимых компонент // Труды МАИ. 2014. № 78. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=53557>
27. Егорчев М.В., Козлов Д.С., Тюменцев Ю.В. Идентификация аэродинамических характеристик летательного аппарата: нейросетевой полуэмпирический подход // Вестник Московского авиационного института. 2014. Т. 21. № 4. С. 13-24.

COMPUTING SAFE PARAMETERS OF MANEUVER COMMENCING OF AEROBATICS AIRCRAFT USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Ied K.^{1*}, Maslennikova G.E.^{2**}, Tyumentsev Yu.V.^{1***}

¹ *Moscow Aviation Institute (National Research University),*

MAI, 4, Volokolamskoe shosse, Moscow, 125993, Russia

² *State Research Institute of Civil Aviation (GosNII GA),*

67, bld. 1, Mikhalkovskaya str., Moscow, 125438, Russia

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

** *e-mail: maslennikova@gosniiga.ru.*

*** *e-mail: yutium@gmail.com*

Abstract

The article considers artificial neural networks employed for sporting aircraft maneuvers computing method developing. System approach, describing it in the form of the MPL neuron network, is used for representation of such network. As long as initial training data represent complex functional dependencies with the number of variables greater than two, conventional approximation methods application is complicated. Thus, neural network modelling was employed for the problem solution. The concept of neuron represents the basis of neuron representation of aircraft flight trajectories (in the context of movement determining for an AIRCRAFT, and in the context of detecting and tracking devices). Correction of the MPL network architecture structure means the number of hidden layers and neurons (nodes) in each layer. Activation functions for each level are selected at this stage as well, i.e. they are assumed to be known. Weights and deflections are the unknown parameters with should be evaluated. Whereas excitations from the other neurons are fed to the input. For practical implementation of this approach a mathematical model of the Yak-55M sporting aircraft kind was developed on the X-Plane flight simulator using an algorithm of the training cycle of the network of multi-layer perceptron. The article presents also simulation results of the set problem on computing the safe parameters of a sporting aircraft maneuver starting. The study demonstrates that the neural network properties, such as non-linearity and good generalization ability, enhance its ability for complex tasks learning and can produce correct result for new initial data. The aircraft under analysis is out of effective system for collisions with ground prevention based on the predicted course of evasive manoeuver. However, the problem can be solved by developing

relationship between the piloting errors and flight safety, and employing neuron network modelling for a number of maneuvers, which associate velocity and altitude parameters and automatically compared with the preset values. The model demonstrated the results of the sporting aircraft maneuvering starting parameters computing. With this, the probability of reliability of a great number of maneuvers should correspond to the reality. The results obtained while mathematical modelling should be loaded to the warning system to warn the pilot on the maneuver performing at the inappropriate altitude, and offer the recovery from the manoeuver allowing secure the flight and minimize hazardous situation.

Keywords: aerobatics aircraft, prevention of flight accidents, delay of recovery from a maneuver, safe parameters of a maneuver commencing, warning system, multi-layer perceptron, neural network.

References

1. Ied K. Developing a technique for hazardous situations warning system design while piloting errors occurrence. *Aerospace MAI Journal*, 2019, vol. 26, no. 3, pp. 201-209.
2. Korovin A.E., Novikov Yu.F. *Prakticheskaya aerodinamika i dinamika poleta samoletov Yak-52 i Yak-55* (Practical aerodynamics and flight dynamics of Yak-52 and Yak-55), Moscow, DOSAAF SSSR, 1989, 357 p.
3. Komartsova L.G., Maksimov A.V. *Neirokomp'yutery* (Neurocomputers), 2nd edition, Moscow, MGTU im. N.E Baumana, 2004, 400 p.
4. *Certification Specifications CS-23 Normal, Utility, Aerobatic, and Commuter Aeroplanes*. European Aviation Safety Agency (EASA), 2010, 404 p. URL: <https://www.easa.europa.eu/certification-specifications/cs-23-normal-utility-aerobatic-and-commuter-aeroplanes>
5. *Airplane flying Handbook: ASA FAA-H-8083-3B*. Aviation Supplies & Academics, Inc., 2016, 352 p.
6. *Aviatsionnye pravila. Ch. 23. Normy letnoi godnosti grazhdanskikh legkikh samoletov* (Civil Aviation Safety

- Regulations. Part 23 Airworthiness standards for civil light aircraft), Moscow, Aviaizdat, 2013, 210 p.
7. Kuznetsov Yu.V., Baev A.B., Konovaluk M.A. Multi-point scatterer target identification using radar image spectrum. *Aerospace MAI Journal*, 2010, vol. 17, no. 3, pp. 193-198.
 8. Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2nd Edition, Prentice Hall, New Jersey, 1998, 842 p.
 9. Kondratiev A.I., Tiumentsev Yu.V. Neural network modeling of controlled motion for aircraft. *Aerospace MAI Journal*, 2010, vol. 17, no. 5, pp. 5-11.
 10. Tan W., Efremov A.V., Tiumentsev Yu.V. An evaluation of aircraft handling qualities by means of neural network based prediction model for characteristics of pilot control actions. *Aerospace MAI Journal*, 2008, vol. 15, no. 1, pp. 92-108.
 11. Efremov A.V., Ogloblin A.V., Tan W., Tiumentsev Yu.V. A neural network model of pilot control behavior. *Aerospace MAI Journal*, 2007, vol. 14, no. 2, pp. 53-66.
 12. Evdokimenkov V.N., Kim R.V., Vekshina A.B., Yakimenko V.A. Study of pilot's control actions personality during landing based on neural network models. *Aerospace MAI Journal*, 2015, vol. 22, no. 3, pp. 17-29.
 13. Goncharenko V.I. *Informatsionno-izmeritel'nye i upravlyayushchie sistemy*, 2012, vol. 10, no. 4, pp. 54-60.
 14. Soldatkin V.M. *Metody i sredstva postroeniya bortovykh informatsionno-upravlyayushchikh sistem obespecheniya bezopasnosti poleta* (Methods and means of onboard information and control systems constructing for flight safety), Kazan, Kazanskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet, 2004, 350 p.
 15. Berestov L.M., Kharin E.G., Yakushev A.F. et al. *Patent RU 2128854 C1*, 10.04.1999.
 16. Petunin V.I., Neugodnikova L.M. *Vestnik UGATU*, 2014, vol. 18, no. 4(65), pp. 90-104.
 17. *Enhanced Ground Proximity Warning System (EGPWS)*. URL: <https://aerospace.honeywell.com/en/pages/enhanced-ground-proximity-warning-system>
 18. Rutkowska D. *Sieci neuronowe, algorytmy genetyczne i systemy rozmyte*. Warszawa, Jodź: Wydawnictwo Naukowe PWN, 2004. cop. 83-01-12304-4
 19. Skoog M.A., Less J.L. *Development and Flight Demonstration of a Variable Autonomy Ground Collision Avoidance System*. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2014, 22 p. URL: https://pdfs.semanticscholar.org/eb7a/bebfaa354054c7f5497d1e765ec58578f8c7.pdf?_ga=2.169496804.455545469.1584376893-204996624.1582911794
 20. Kuznetsov Yu.V., Baev A.B., Konovaluk M.A. Multi-point scatterer target identification using radar image spectrum. *Aerospace MAI Journal*, 2010, vol. 17, no. 3, pp. 193-198.
 21. Kussul' E.M. *Assotsiativnye neiropodobnye struktury* (Associative neuro-like structures), Kiev, Naukova dumka, 1992, 140 p.
 22. Piegat A. *Fuzzy modeling and control*. Physica-Verlag, Springer Science & Business Media, 2001, 728 p.
 23. Khlopkov Yu.I., Dorofeev E.A., Zeya M'o, Polyakov M.S., Khlopkov A.Yu., Agaeva I. *Fundamental'nye issledovaniya*. 2013, no. 11-9, pp. 1834-1840.
 24. Samarasinghe S. *Neural Networks for Applied Sciences and Engineering: From Fundamentals to Complex Pattern Recognition*. 1st edition. Auerbach Publications, 2006, 570 p.
 25. Hampton T.W. *The quest for air dominance: F-22 Cost versus capability*. Doctoral thesis, Air command and staff college, April, 1998.
 26. Prostov Yu.S., Tyumentsev Yu.V. *Trudy MAI*, 2014, no. 78. URL: <http://trudymai.ru/eng/published.php?ID=53557>
 27. Egorchev M.V., Kozlov D.S., Tiumentsev Yu.V. Aircraft aerodynamic model identification: a semi-empirical neural network based approach. *Aerospace MAI Journal*, 2014, vol. 21, no. 4, pp. 13-24.