

ИССЛЕДОВАНИЕ ИНДИВИДУАЛЬНЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ УПРАВЛЯЮЩИХ ДЕЙСТВИЙ ЛЁТЧИКОВ В ПРОЦЕССЕ ПОСАДКИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ

Евдокименков В.Н.* , Ким Р.В.** , Векшина А.Б.*** , Якименко В.А.****

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

** e-mail: evn@netland.ru*

*** e-mail: romanvkim@yandex.ru*

**** e-mail: mory_ann@mail.ru*

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

Представлены результаты исследования индивидуальных особенностей управляющих действий летчиков при выполнении посадочных режимов с использованием аппаратно-программного симулятора самолета МиГ-АТ. Показано, что летчику присуща индивидуальная манера управления самолетом при выполнении посадочного режима, которая статистически достоверно проявляется в значениях параметров состояния системы «самолет—летчик». Эта присущая летчику манера управления может быть описана с помощью индивидуально-адаптированной нейросетевой модели, которая для любого произвольного момента выполнения посадочного режима устанавливает характерную для конкретного летчика связь между текущим вектором состояния системы «самолет—летчик» и прогнозируемой точностью приведения самолета на взлетно-посадочную полосу (ВПП).

Ключевые слова: нейронная сеть, модель действий летчика, система поддержки действий летчика.

Введение

Для выработки рекомендаций, направленных на предотвращение авиационных происшествий, в структуре бортовой системы поддержки летчика необходим элемент, параллельно с ним решающий комплекс задач, направленных на достижение целей конкретного полетного режима. Такой элемент выступает в качестве своеобразного «электронного инструктора», составляющего формализованную основу контроля, а в случае необходимости и коррекции управляющих действий летчика. При этом решения, формируемые таким «электронным инструктором», по своей структуре должны соответствовать действиям конкретного летчика. Обеспечение этого требования возможно, если «электронный инструктор» способен вырабатывать рекомендации, учитывающие специфику управляющих действий конкретного летчика, на основе индивидуально-адаптированной математической модели.

В свою очередь, необходимость создания подобных индивидуально-адаптированных моделей летчиков требует проведения комплекса эксперимен-

тально-теоретических исследований с целью получения ответов на два принципиально-важных вопроса:

1. Существуют ли статистически достоверные различия между параметрами состояния самолета в процессе выполнения типовых полетных режимов, обусловленные присущей разным летчикам индивидуальной манерой управления?

2. Если индивидуальные особенности летчика влияют на реализацию типового полетного режима, каким образом это можно учесть в математической модели летчика?

Дальнейшее изложение отражает результаты исследований, имеющих целью получение ответов на сформулированные вопросы.

1. Статистическая обработка результатов полунатурного моделирования посадочных режимов, выполненных различными летчиками

Предварительные результаты, подтверждающие необходимость использования индивидуально-адаптированных моделей, описывающих управляющие действия летчиков, представлены в предше-

ствующих работах авторов [1—3]. К настоящему моменту эти предварительные результаты получили дополнительное подтверждение на основе статистической обработки результатов масштабного полунатурного моделирования выполнения режима посадки с привлечением операторов, имитировав-

ших действия летчиков, обладающих различной квалификацией.

Полунатурное моделирование режима посадки проводилось с использованием аппаратно-программного симулятора (АПС) самолета МиГ-АТ, структура которого приведена на рис. 1. Выбор

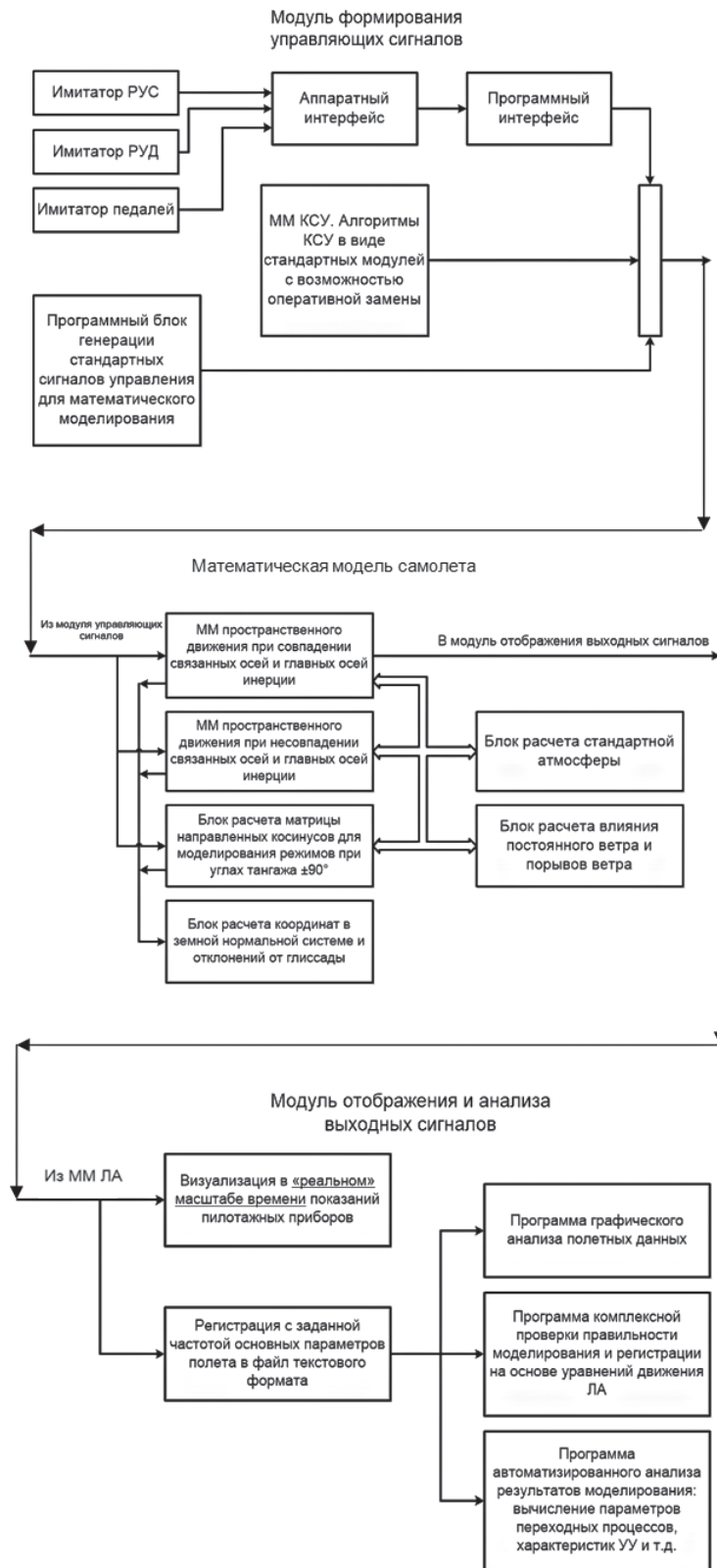


Рис. 1. Структура аппаратно-программного симулятора самолета МиГ-АТ

режима посадки в качестве исследуемого полетно-го режима обусловлен тем, что он характеризуется высоким уровнем регламентации управляющих действий летчика. Следовательно, если для этих, достаточно «жестких», условий проведения эксперимента будут выявлены индивидуальные различия в реализации траекторий посадки различными летчиками, с большой степенью уверенности можно утверждать, что индивидуальное влияние летчика будет проявляться и на других типовых режимах полета.

Операторы, участвующие в эксперименте, имитировали действия летчиков, обладающих различной квалификацией. Первый оператор имитировал действия летчика, который имеет ограниченный опыт выполнения посадочных режимов и у кото-

рого по причине ограниченности летной практики не сложился индивидуальный стереотип поведения. В качестве второго оператора выступал специалист, обладающий многолетним опытом выполнения посадочных режимов на пилотажных стендах и в реальных полетах, что позволяет говорить о наличии у него сложившейся манеры управления самолетом.

Каждым из операторов было выполнено 50 посадочных режимов, реализованных в идентичных условиях. В результате стендового моделирования были накоплены измерения параметров, характеризующих движение центра масс самолета, его угловое положение и управляющие реакции летчика (табл. 1).

В ходе последующей статистической обработки результатов стендового моделирования были рас-

Таблица 1

Компоненты вектора состояния системы «самолет—летчик», регистрируемые в процессе полунатурного моделирования посадочных режимов на аппаратно-программном симуляторе самолета МиГ-АТ

Компонента	Наименование параметра
Z_1	V — воздушная скорость
Z_2	P — тяга двигателя
Z_3	$\dot{\gamma}$ — скорость изменения угла крена
Z_4	$\dot{\psi}$ — скорость изменения угла рыскания
Z_5	$\dot{\vartheta}$ — скорость изменения угла тангажа
Z_6	n_x — проекция перегрузки на ось OX_1 связанной с. к.
Z_7	n_y — проекция перегрузки на ось OY_1 связанной с. к.
Z_8	n_z — проекция перегрузки на ось OZ_1 связанной с. к.
Z_9	ϑ — угол тангажа
Z_{10}	γ — угол крена
Z_{11}	α — угол атаки
Z_{12}	β — угол скольжения
Z_{13}	H — высота полета
Z_{14}	ψ — угол рыскания
Z_{15}	V_x — проекция воздушной скорости на ось Ox земной нормальной с.к.
Z_{16}	V_y — проекция воздушной скорости на ось Oy земной нормальной с.к.
Z_{17}	V_z — проекция воздушной скорости на ось Oz земной нормальной с.к.
Z_{18}	l — дальность до центра ВПП
Z_{19}	Z — боковое отклонение от оси ВПП
Z_{20}	θ — угол наклона траектории
Z_{21}	δZ — боковое отклонение от посадочной глиссады
Z_{22}	δH — отклонение от посадочной глиссады по высоте

считаны средние (по траектории) значения параметров движения самолета и параметров, характеризующих перемещение органов управления (ручка управления самолетом (РУС), ручка управления двигателем (РУД), педалей), обобщающие данные по посадочным режимам, выполненным каждым из операторов, и доверительные интервалы (для вероятности 0,95), характеризующие степень разброса средних значений. С целью строгого подтверждения различий между параметрами движения самолета, обусловленными индивидуальными управляющими действиями операторов, был проведен анализ статистической достоверности различий между значениями контролируемых параметров, соответствующих траекториям посадки, выполненной различными летчиками. Поскольку распределение исследуемых параметров движения самолета и управляющих реакций летчика на траектории посадки не подчиняется нормальному закону распределения (этот факт был достоверно установлен с использованием критерия согласия Колмогорова—Смирнова), для оценки статистической значимости различий использовался аппарат непараметрической статистики, в частности критерий Манна—Уитни для двух независимых выборок. Эти независимые выборки объединяли значения траекторных параметров, накопленные в результате выполнения каждым из операторов 50 посадочных режимов. Значения параметров регистрировались в фиксированных точках траектории, соответствующих следующим удалениям самолета от центра ВПП: $l = 5000$ м; $l = 4000$ м; $l = 3000$ м; $l = 2000$ м. Результаты сравнения значений траекторных параметров с помощью критерия Манна—Уитни приведены в табл. 2.

В ячейках таблицы содержатся значения нормированной статистики Манна—Уитни для каждого из анализируемых параметров в различных точках траектории. Цветом выделены те параметры, для которых подтверждены статистически достоверные различия. Видим, что по большинству параметров состояния системы «самолет—летчик» независимо от момента выполнения посадочного режима наблюдаются статистически достоверные различия. Именно эти параметры являются наиболее информативными с точки зрения отражения индивидуальной манеры пилотирования.

Справедливость данного утверждения подтверждена путем решения задачи классификации, в которой объектом распознавания выступал конкретный оператор, а в качестве вектора признаков рассматривались параметры состояния системы «самолет—летчик». Классификация проводилась с использованием метода дискриминантного анали-

за. В табл. 3 приведены частоты правильного распознавания конкретного оператора по комбинации параметров состояния системы «самолет—летчик», представленных в табл. 1, для различных моментов выполнения посадочного режима.

Таким образом, статистическая обработка результатов проведенного полунатурного моделирования подтверждает, что наблюдается статистически достоверное влияние индивидуальных особенностей управляющих действий оператора на реализацию посадочного режима. Заметим, что этот вывод вполне согласуется с результатами исследований в области авиационной медицины и инженерной психологии [4, 5], из которых следует, что в процессе формирования навыка пилотирования самолета у летчика складывается индивидуальный динамический двигательный стереотип, который внешне характеризуется дозированными, целенаправленными движениями рычагами управления.

Следующий вопрос заключается в разработке индивидуально-адаптированной математической модели, позволяющей учесть влияние индивидуальных особенностей управляющих действий летчика на реализацию посадочного режима.

2. Структура индивидуально-адаптированной нейросетевой модели управляющих действий оператора на этапе посадки самолета

Разработка математических моделей управляющих действий летчика осложняется отсутствием фундаментальных теоретических результатов, позволяющих учесть и описать средствами математики индивидуальные психофизиологические реакции. В этих условиях единственной надежной основой для построения индивидуально-адаптированной модели летчика являются данные, накапливаемые в процессе многократного повторения им посадочных режимов, как в условиях реальных полетов, так и в условиях полунатурного моделирования. Эта информация наращивается от полета к полету, что делает возможным непрерывное уточнение подобной модели с учетом изменения опыта летчика, его квалификации и возрастной коррекции психофизиологических реакций. Ниже рассматривается один из возможных подходов к построению экспериментальной индивидуально-адаптированной модели летчика на основе полетных данных, накапливаемых в процессе его профессиональной деятельности.

Введем $Z^T = (z_1, \dots, z_n)^T$ — вектор состояния системы «самолет—летчик», объединяющий параметры, приведенные в табл. 1. Предполагается, что компоненты вектора Z для любого произвольного

Таблица 2

Оценка статистической значимости различий в значениях параметров состояния системы «самолет—летчик» на основе обработки результатов выполнения посадочных режимов каждым из двух операторов

Параметр	Дальность до ВПП, м			
	5000	4000	3000	2000
V — воздушная скорость	-7,541	-8,713	-8,162	-7,845
δ_{PB} — угол отклонения руля высоты	-1,1857	-6,780	-6,462	-7,210
δ_{PH} — угол отклонения руля направления	-0,337	1,926	2,106	0,260
$\delta_{ЭЛ}$ — угол отклонения элеронов	-0,585	4,300	2,025	2,149
P — тяга двигателя	-6,700	-3,627	-2,971	-2,622
$\dot{\gamma}$ — скорость изменения угла крена	0,227	-2,974	0,132	-1,177
$\dot{\psi}$ — скорость изменения угла рыскания	-1,537	3,515	2,940	0,339
$\dot{\vartheta}$ — скорость изменения угла тангажа	-3,729	0,171	0,368	0,635
n_x — проекция перегрузки на ось ox_1 связанной с. к.	-5,604	4,155	5,392	7,556
n_y — проекция перегрузки на ось oy_1 связанной с. к.	-5,301	-0,501	-1,096	1,025
n_z — проекция перегрузки на ось oz_1 связанной с. к.	-1,061	3,047	2,986	-0,874
ϑ — угол тангажа	5,535	7,968	7,411	7,975
γ — угол крена	1,992	-3,291	-2,219	1,264
α — угол атаки	3,336	8,528	7,949	7,817
β — угол скольжения	2,792	-3,027	-3,024	-0,028
h — высота полета	7,155	1,035	-3,365	-4,349
X_{PUC}^{ϑ} — отклонение РУС по тангажу	-2,402	-8,225	-7,593	-7,817
ψ — угол рыскания	-1,371	0,963	3,942	3,229
V_x — проекция воздушной скорости на ось ox земной нормальной с.к.	-7,521	-8,720	-8,162	-7,831
V_y — проекция воздушной скорости на ось OY земной нормальной с.к.	5,866	-1,286	3,107	4,782
V_z — проекция воздушной скорости на ось OZ земной нормальной с.к.	0,592	-0,870	-3,919	-3,316
X_{PUC}^{γ} — отклонение РУС по тангажу	-0,682	4,148	1,077	1,285
Z — боковое отклонение от оси ВПП	0,675	1,649	-1,514	-3,128
θ — угол наклона траектории	5,480	-2,809	0,428	1,936
δZ — боковое отклонение от посадочной глиссады	0,675	2,649	-2,514	-3,128
δH — отклонение от посадочной глиссады по высоте	7,155	1,015	-3,358	-4,334

Таблица 3

Результаты классификации оператора на основе траекторных параметров и параметров, характеризующих управляющие реакции

Дальность до ВПП, м	5000	4000	3000	2000
Частота правильной классификации оператора	0,970	0,980	0,979	0,979
Средняя частота правильной классификации оператора	0,977			

момента реализации посадочного режима, характеризующегося удалением l от ВПП, доступны измерения. Будем исходить из того, что к текущему моменту летчиком выполнено N посадочных режимов на самолете определенного типа. Безопасное приведение самолета на ВПП обеспечивается, если в момент прохождения среза ВПП L контролируемые параметры состояния системы «самолет—летчик» не выходят за пределы заданных ограничений $z_{i\min} \leq z_i \leq z_{i\max}$, $i = 1, \dots, n$. Приведенная совокупность условий определяет в пространстве состояний системы «самолет—летчик» терминальный параллелепипед, попадание в который является обязательным условием безопасной посадки. В этом случае для оценки качества выполнения посадочного режима целесообразно использовать скалярную индикаторную функцию μ :

$$\mu = \left| \frac{z_i(L) - \frac{1}{2}(z_{i\max} + z_{i\min})}{\frac{1}{2}(z_{i\max} - z_{i\min})} \right|. \quad (1)$$

Очевидно, что таким образом определенная скалярная величина принимает значения в диапазоне $0 \leq \mu \leq 1$, причем значение $\mu = 0$ соответствует приведению самолета в центр терминального параллелепипеда, т.е. указывает на «идеальное» выполнение режима посадки; напротив, значения $\mu > 1$ указывают на нарушение терминальных огра-

ничений, т.е. являются признаком неудовлетворительного выполнения посадочного режима.

Таким образом, в результате выполнения конкретным летчиком определенного числа посадочных режимов N для любого момента выполнения типового режима l имеем реализации $Z^k(l)$, $k = 1, \dots, N$, параметров состояния системы «самолет—летчик», «помеченные» соответствующими значениями индикаторной функции μ_k , $k = 1, \dots, N$, характеризующими точность приведения самолет на ВПП (рис. 2).

В дальнейшем под моделью летчика будем понимать зависимость $\mu(Z, l)$, которая для каждого момента выполнения полетного режима l и соответствующего этому моменту состояния Z системы «самолет—летчик» определяет прогнозируемую точность приведения самолета на ВПП, выраженную скалярной величиной μ . Выбор в качестве выхода модели прогнозируемой точности приведения самолета на ВПП обусловлен тем очевидным соображением, что конечной целью действий летчика на этапе посадки является обеспечение безопасного приведения самолета на ВПП. Разные летчики, даже обладающие сопоставимой летной квалификацией, обеспечивают достижение этой конечной цели по-разному, демонстрируя собственную манеру управления самолетом, а значит, вид зависимости $\mu(Z, l)$ должен быть адаптирован к индивидуальным особенностям управляющих действий кон-

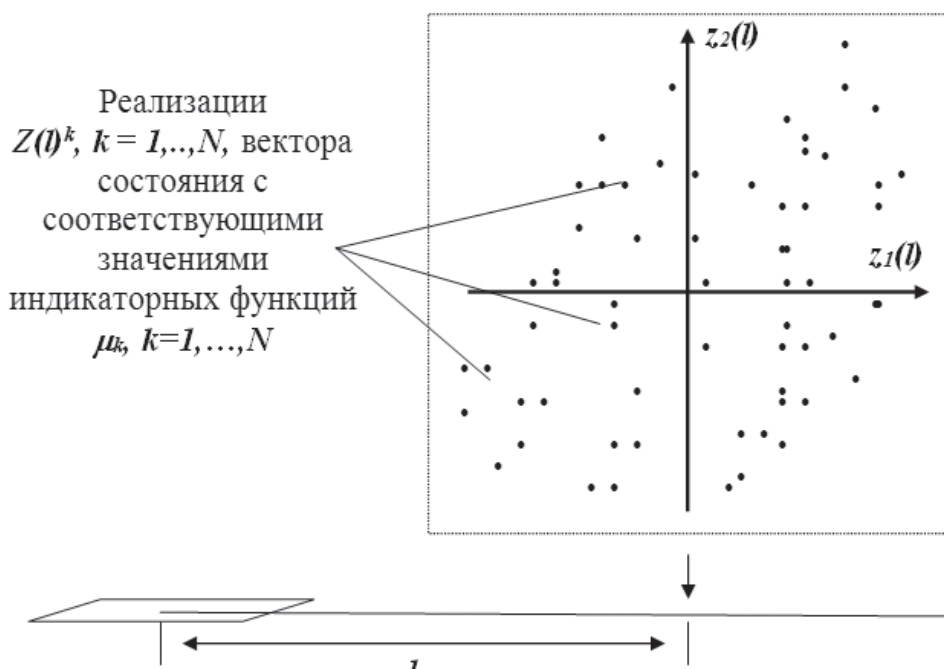


Рис. 2. Представление качества выполнения посадочных режимов в пространстве состояний системы «самолет—летчик»

кретного летчика. Справедливость этого утверждения доказывают приведенные в разд. 1 результаты статистической обработки экспериментальных данных, накопленных в процессе многократного выполнения разными операторами посадочных режимов.

Следующая задача заключается в том, чтобы, используя реализации $Z^k(l)$, μ_k , $k = 1, \dots, N$, накопленные в течение предшествующей деятельности летчика, сформировать зависимость $\mu(Z, l)$. Рассмотрим возможные подходы к построению подобной зависимости. Задача построения многомерной зависимости $\mu(Z, l)$ на основе реализаций $Z^k(l)$, μ_k , $k = 1, \dots, N$, является типичной задачей регрессионного анализа. Конструктивное решение подобной задачи достигается на основе представления многомерной зависимости $\mu(Z, l)$ в виде

$$\mu(Z, l) = a_1 f_1(Z, l) + a_2 f_2(Z, l) + \dots + a_k f_k(Z, l), \quad (2)$$

где $f_i(Z, l)$, $i = 1, \dots, k$ — скалярные функции, предполагаемые известными; a_i , $i = 1, \dots, k$ — неизвестные коэффициенты.

Несмотря на то что задачи такого класса достаточно подробно исследованы [6], принципиальной проблемой остается выбор скалярных базисных

функций $f_i(Z, l)$, $i = 1, \dots, k$ в (2). Ситуация усугубляется значительной размерностью вектора состояния системы «самолет—летчик» Z , что существенно усложняет выбор указанных функций на основе анализа реальных полетных данных и может сделать практически невозможным построение модели в виде (2). Более предпочтительным представляется использование нейросетевой модели для построения зависимости $\mu(Z, l)$.

Несмотря на разнообразие существующих нейросетевых архитектур [7, 8], опыт их использования показывает, что наиболее приемлемым вариантом нейронной сети для построения регрессионных моделей является многослойный персептрон (рис. 3).

Это обусловлено тем, что многослойный персептрон способен аппроксимировать любую непрерывную функцию с любой заданной степенью точности, подтверждением чему является теорема Колмогорова [7].

Приведенная на рис. 3 структура может иметь произвольное число слоёв R , при этом последний слой образован единственным нейроном $N_R = 1$, поскольку выходом нейросетевой модели является скалярная величина μ . Нейроны одного и того же слоя многослойного персептрона не связаны друг с другом, но выход каждого нейрона некоторого

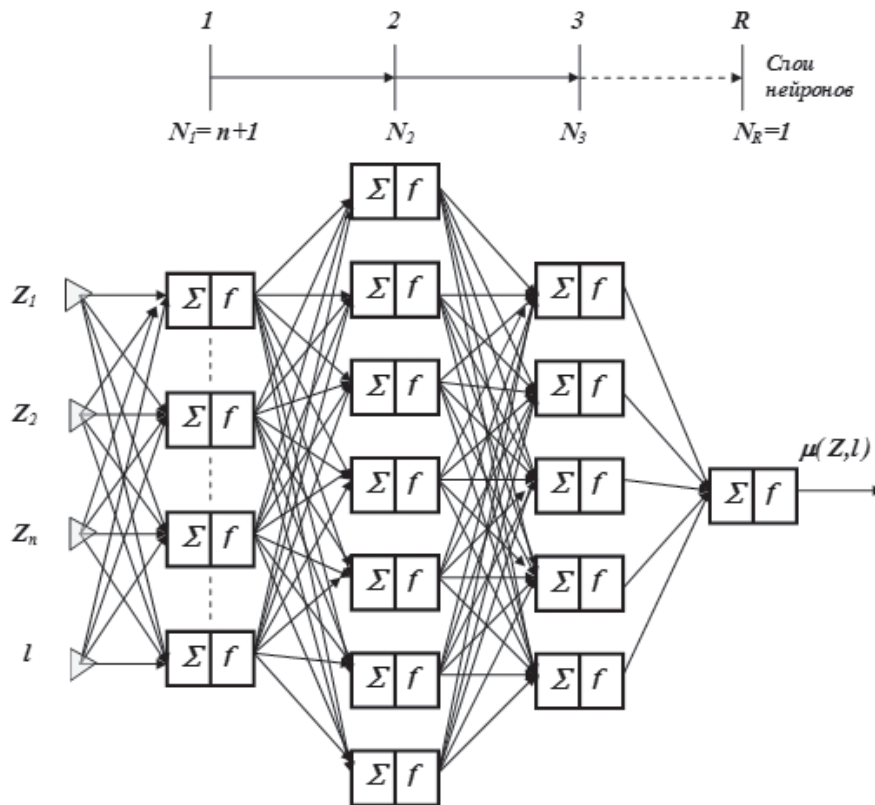


Рис. 3. Модель многослойного персептрона

слоя с номером $r - 1$ направляется на все нейроны последующего слоя r с собственными весами. Эти веса в дальнейшем будем обозначать как

$$W_{ij}^r, i = 1, \dots, N_{r-1}; j = 1, \dots, N_r; r = 1, \dots, R; N_{0=} = n + 1.$$

Таким образом, в рамках нейросетевой модели индивидуальная адаптация модели летчика $\mu(Z, l)$ может быть достигнута за счет выбора ее входных параметров, количества скрытых слоев, числа нейронов в каждом скрытом слое и значений весовых коэффициентов каждого слоя. Заметим, что состав входных параметров, оптимизируемый в процессе обучения нейросетевой модели, определяет характерный для конкретного летчика механизм формирования оперативного приборного образа полета в процессе управления самолетом. Другие параметры модели отражают свойственный конкретному летчику механизм преобразования этого оперативного образа полета в управляющие воздействия.

В следующем разделе приведены примеры построения нейросетевых моделей, описывающих индивидуальные качественные профили операторов, по результатам моделирования посадочных режимов на аппаратно-программном симуляторе самолета МиГ-АТ.

3. Исследование нейросетевых моделей летчиков по результатам моделирования посадочных режимов на аппаратно-программном симуляторе самолета МиГ-АТ

Для практического опробования способа формирования и уточнения в процессе деятельности летчика его индивидуально-адаптированной нейро-

сетевой модели $\mu(Z, l)$ использовались результаты многократного моделирования траекторий посадки на аппаратно-программном симуляторе самолета МиГ-АТ. В процессе моделирования участвовали два оператора, имитирующие действия летчиков, обладающих различным опытом и квалификацией. Каждым из операторов было выполнено 50 посадочных режимов. Соответствующие им нейросетевые модели в дальнейшем будем выделять, используя обозначения $\mu^1(Z, l)$, $\mu^2(Z, l)$.

В качестве базовой нейросетевой модели использовался многослойный персептрон (МСП), что обусловлено его практически неограниченными аппроксимирующими возможностями. Прежде всего, проведено исследование оптимальной (в смысле точности аппроксимации зависимостей $\mu^1(Z, l)$, $\mu^2(Z, l)$) структуры, многослойного персептрона. В табл. 4 приведены оценки точности аппроксимации зависимости $\mu^1(Z, l)$, достигнутой при использовании многослойных персептронов различной архитектуры. В качестве меры точности в табл. 4 выступает ошибка аппроксимации, рассчитанная по множеству точек $\mu_j(Z^j(l_t), l_t)$, $j = 1, N$; $t = 1, \dots, T$, в которых «измерялись» значения индикаторной функции. Под «измерениями» индикаторной функции понимаются ее фактические значения, которые были рассчитаны с использованием (2.1) по результатам полетов на аппаратно-программном симуляторе. В табл. 5 представлены аналогичные

Таблица 4

Точность аппроксимации зависимости $\mu^1(Z, l)$ с использованием МСП различной архитектуры

Число входных переменных	Состав входных переменных	Количество слоев	Число нейронов в каждом слое	Ошибка аппроксимации
8	$Z_2, Z_7, Z_{14},$ $Z_{15}, Z_{17},$ Z_{18}, Z_{20}, Z_{21}	2	1-й слой - 6 2-й слой - 1	0,18
15	$Z_1, Z_2, Z_4,$ $Z_7 - Z_9,$ $Z_{11} - Z_{14}, Z_{16} - Z_{20},$	2	1-й слой - 7 2-й слой - 1	0,15
8	$Z_2, Z_4, Z_{14},$ $Z_{17}, Z_{18},$ Z_{20}, Z_{21}, l	2	1-й слой - 2 2-й слой - 1	0,13
22	$Z_1 - Z_{21}, l$		1-й слой - 7 2-й слой - 1	0,08

Таблица 5

Точность аппроксимации зависимости $\mu^2(Z, l)$ с использованием МСП различной архитектуры

Число входных переменных	Состав входных переменных	Количество слоев	Число нейронов в каждом слое	Ошибка аппроксимации
4	$Z_{15}, Z_{16}, Z_{17}, Z_{211}$	2	1-й слой - 2 2-й слой - 1	0,25
4	$Z_{14}, Z_{15}, Z_{17}, Z_{20}$	2	1-й слой - 2 2-й слой - 1	0,22
11	$Z_3, Z_4, Z_5, Z_8, Z_9, Z_{13}, Z_{14}, Z_{16}, Z_{17}, Z_{18}, Z_{20}$	2	1-й слой - 9 2-й слой - 1	0,12
7	$Z_1, Z_{11}, Z_{13}, Z_{14}, Z_{17}, Z_{18}, Z_{21}$	2	1-й слой - 5 2-й слой - 1	0,09

оценки для зависимости $\mu^2(Z, l)$, полученные при использовании многослойных персептронов различной архитектуры.

Приведенные в табл. 4 и 5 результаты позволяют утверждать, что нейросетевая модель в виде двухслойного персептрона отражает присущую оператору манеру управления самолетом на этапе посадки. Различия проявляются в составе параметров, выступающих в качестве входных переменных для нейросетевой модели, в количестве нейронов первого слоя, в весовых коэффициентах нейросетевой модели.

Рассмотрим более подробно структуру оптимальной нейросетевой модели первого оператора (рис. 4). В качестве входных переменных модель использует 22 траекторных параметра и два слоя нейронов.

Первый слой включает 7 нейронов, второй образован единственным нейроном, выходом которого является значение индикаторной функции. В результате обучения сети на множестве реализаций $\mu_j(Z^j(l_t), l_t), j = 1, \dots, 50; l = 1, \dots, 500$, с использованием метода обратного распространения ошибки [7] были получены оптимальные (в смысле минимума ошибок аппроксимации) значения синаптических весов $W_{ij}^1, i = 1, \dots, 22; j = 1, \dots, 7$, и $W_{j1}^2, j = 1, \dots, 7$, а также значения порогов, присутствующих в функциях нелинейных преобразований каждого из нейронов. «Обученная» нейросетевая модель обеспечивает приемлемую точность аппроксимации зависимости $\mu(Z, l)$: ошибка аппроксимации при оптимальных параметрах модели составила 8%. Теперь рассмотрим структуру оптимальной нейросетевой модели, используемой для формирования индивидуального качественного профиля второго оператора (рис. 5).

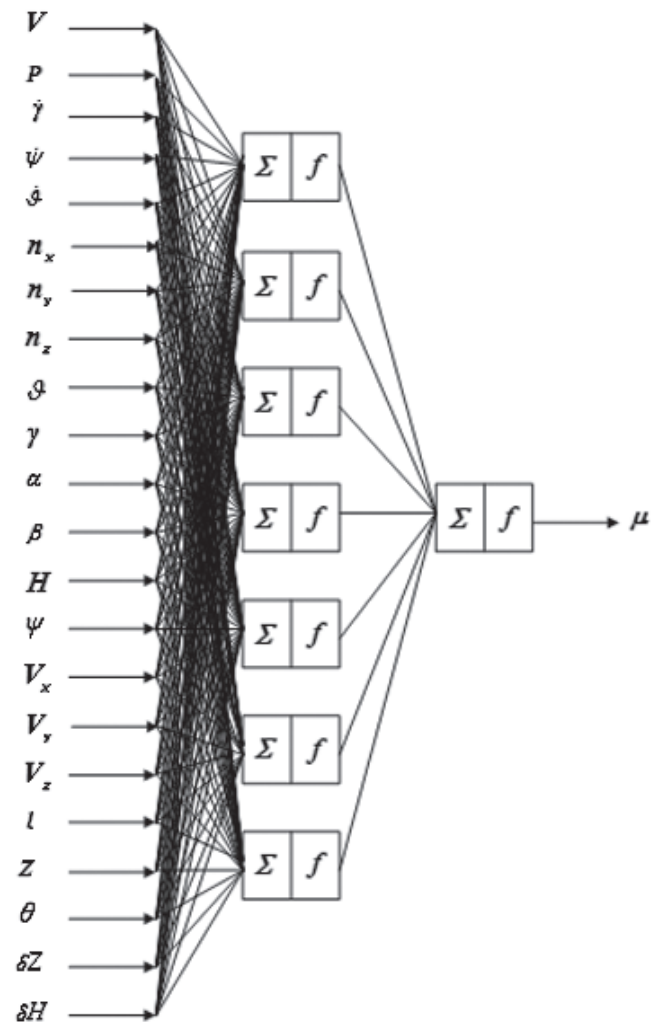


Рис. 4. Нейросетевая модель первого оператора на основе двухслойного персептрона

дуального качественного профиля второго оператора (рис. 5).

Как и для первого оператора, оптимальной является архитектура модели в виде двухслойного

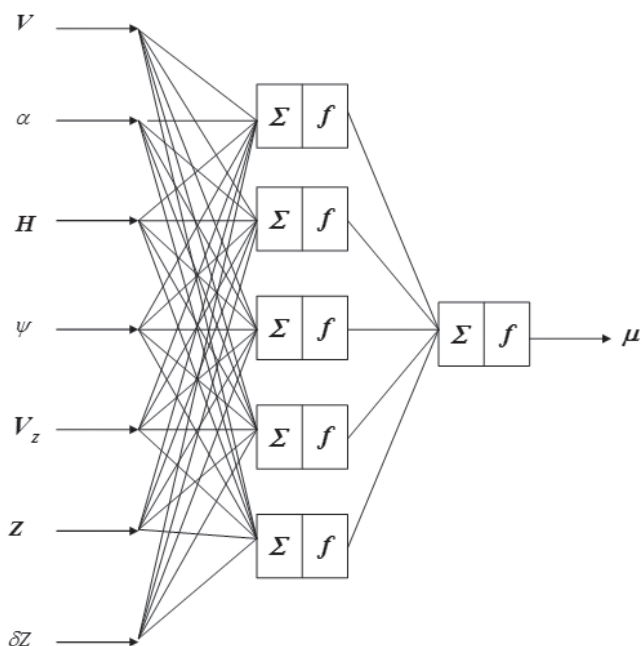


Рис. 5. Нейросетевая модель второго оператора на основе двухслойного персептрона

персептрона. В качестве входных переменных модели в этом случае выступают семь траекторных параметров, состав которых приведен на рис. 5, и два слоя нейронов. Первый слой включает пять нейронов, второй — один нейрон, выходом которого является значение индикаторной функции. «Обученная» нейросетевая модель обеспечивает среднеквадратическое отклонение относительной ошибки ап-

проксимации зависимости $\mu(Z, l)$ при оптимальных параметрах модели на уровне 9 %.

Сопоставление моделей, приведенных на рис. 4 и 5, показывает, что нейросетевая модель оператора №2 имеет существенно более простую структуру, чем модель оператора №1. Эти особенности обусловлены разной манерой управления операторов, участвовавших в эксперименте. Индивидуальная манера оператора №2, обладающего многолетним опытом выполнения посадочных режимов, проявляется в том, что он достаточно хорошо выдерживает вертикальный профиль посадочной глиссады, активно маневрируя при этом в горизонтальной плоскости. Подтверждением этому служит то, что среди входных параметров нейросетевой модели преобладают траекторные параметры, характеризующие движение самолета в горизонтальной плоскости. Именно эти параметры существенным образом влияют на точность приведения самолета на ВПП вторым оператором. Более того, индивидуальная манера пилотирования, свойственная оператору №2, практически не изменяется в процессе его деятельности. Этот вывод подтверждает рис. 6, на котором представлены нейросетевые модели, описывающие его индивидуальный качественный профиль на разных этапах деятельности после выполнения $N = 20, N = 40$ и $N = 50$ посадочных режимов.

Во всех случаях нейросетевая модель описывается двухслойным персептроном с одним и тем же

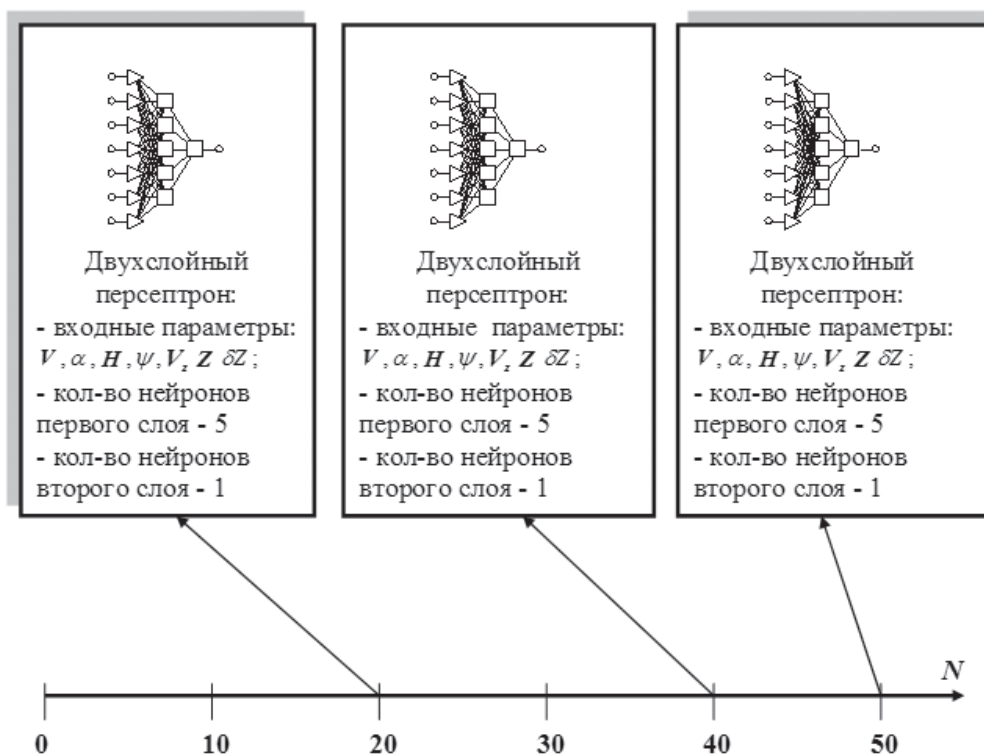


Рис. 6. Изменение нейросетевой модели второго оператора в процессе деятельности

составом входных параметров и одинаковым числом нейронов. Некоторые различия проявляются в оптимальных значениях синаптических весов, полученных в процессе «обучения», но структура нейросетевой модели не меняется в процессе деятельности, что подтверждает наличие устойчивых, индивидуальных навыков пилотирования, присущих этому оператору.

Как указывалось ранее, в качестве первого оператора в эксперименте участвовал специалист, обладающий ограниченным опытом выполнения посадочных режимов, недостаточным для того, чтобы у него сформировался собственный «почерк». Отсутствие сложившейся индивидуальной манеры управления самолетом на этапе посадки проявляется в следующем:

во-первых, точность приведения самолета на ВПП, которую демонстрирует первый оператор, в равной степени зависит от всех траекторных параметров. Это отличает его от опытного пилота (второго оператора), вырабатывающего управление на основе ограниченного набора наиболее значимых для обеспечения необходимой точности посадки траекторных параметров, состав которых соответствует свойственной ему манере управления самолетом;

во-вторых, индивидуальный качественный профиль первого оператора существенным образом изменяется в процессе его деятельности. На рис. 7 представлены нейросетевые модели, описывающие

индивидуальный качественный профиль первого оператора на разных этапах его деятельности после выполнения $N = 20$, $N = 40$ и $N = 50$ посадочных режимов на аппаратно-программном симуляторе самолета МиГ-АТ.

Из рис. 7 видно, что начинающий пилот (первый оператор) в начале своей профессиональной деятельности пытается строить управление только на основе положения курсо-глиссадных меток на пилотажно-навигационном приборе без какого-либо прогноза изменения траекторных параметров. В дальнейшем объем анализируемых параметров увеличивается, но характерная для этого манера управления не проявляется, что обусловлено его низкой летной квалификацией.

Таким образом, на основе полученных результатов можно сделать следующие выводы:

— опытному летчику присуща индивидуальная манера управления самолетом, которая отражается в его нейросетевой модели;

— для опытного летчика, у которого сложились устойчивые навыки управления самолетом, адаптация нейросетевой модели в процессе его профессиональной деятельности достигается только за счет изменения весовых коэффициентов нейросетевой модели с сохранением ее структуры;

— для начинающего летчика, не демонстрирующего устойчивых навыков управления самолетом, адаптация нейросетевой модели в процессе его профессиональной деятельности обеспечивается

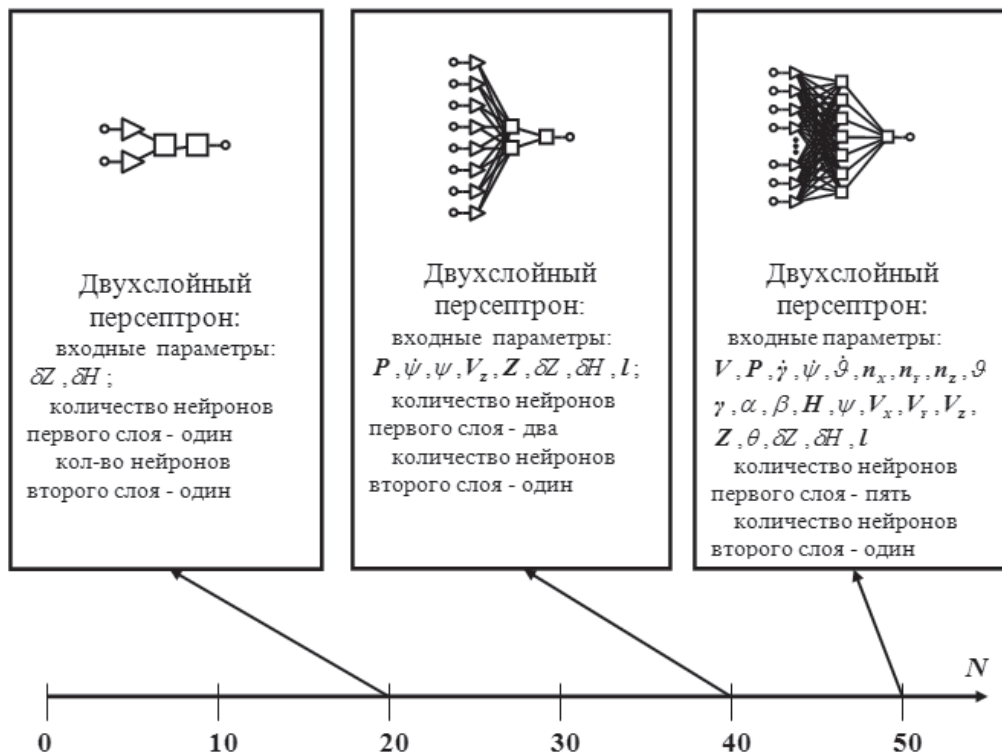


Рис. 7. Изменение нейросетевой модели первого оператора в процессе деятельности

путем изменения как структуры нейросетевой модели, так и ее параметров.

Выводы

Рассмотрена индивидуально-адаптированная нейросетевая модель летчика, которая для каждого момента выполнения посадочного режима и соответствующего этому моменту состояния самолета определяет прогнозируемую точность приведения на ВПП с учетом свойственной для конкретного летчика манеры пилотирования. Приведены результаты стендового моделирования посадочных режимов на аппаратно-программном симуляторе самолета МиГ-АТ с привлечением группы операторов, имитирующих действия летчиков, обладающих различной квалификацией. Показано, что характерная для конкретного летчика манера управления самолетом при выполнении посадочных режимов проявляется в архитектуре нейросетевой модели, значениях ее параметров и в составе входных сигналов. Последнее особенно важно, поскольку состав входных сигналов, оптимизируемый в процессе обучения нейросетевой модели, определяет характерный для летчика приборный образ полета, формируемый им в процессе управления самолетом.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки в рамках выполнения базовой части государственного задания в 2014 году (НИР «Разработка индивидуально-адаптированной бортовой системы контроля управляющих действий летчика в типовых полетных режимах и мониторинга технического состояния самолета»).

Библиографический список

1. Базлев Д.А., Евдокименков В.Н., Ким Н.В., Красильщиков М.Н. Концепция построения бортовой информационно-экспертной системы поддержки действий летчика в особых ситуациях полета // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2007. №1. С. 10—25.
2. Базлев Д.А., Евдокименков В.Н., Красильщиков М.Н. Построение характеристических множеств для индивидуально-адаптированной поддержки летчика при выполнении типовых полетных режимов // Известия РАН. Теория и системы управления. 2008. №4. С. 97—108.
3. Красильщиков М.Н., Евдокименков В.Н., Базлев Д.А. Индивидуально-адаптированные бортовые системы контроля технического состояния самолета и поддержки управляющих действий летчика. — М.: Изд-во МАИ, 2011. — 438 с.
4. Завалова Н.Д., Ломов Б.Ф., Пономаренко В.А. Образ в системе психической регуляции деятельности. — М.: Наука, 1986. — 174 с.
5. Завалова Н.Д., Ломов Б.Ф., Пономаренко В.А. Принцип активного оператора и распределение функций между человеком и автоматом // Вопросы психологии. 1971. № 3. С. 3—5.
6. Дрейнер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. Множественная регрессия. — М.: Диалектика, 2007.
7. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. 2-е издание: Пер. с англ. — М.: ИД «Вильямс», 2006.
8. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. — М.: Мир, 1992.

STUDY OF PILOT'S CONTROL ACTIONS PERSONALITY DURING LANDING BASED ON NEURAL NETWORK MODELS

Evdokimenkov V.N.* , Kim R.V.** , Vekshina A.B.*** , Yakimenko V.A.****

*Moscow Aviation Institute (National Research University),
MAI, 4, Volokolamskoe shosse, Moscow, A-80, GSP-3, 125993, Russia*

* e-mail: evn@netland.ru

** e-mail: romanvkim@yandex.ru

*** e-mail: mopy_ann@mail.ru

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

Abstract

The paper considers an approach to developing pilot's control actions models during execution of typical flight modes. Implementation of such kind of models for the structures of pilot's backup systems will allow

providing the possibility of parallel solution of task complex, aimed at pursuing an objective of a concrete flight mode.

The results of landing trajectories processing are reported. These results indicate that both aircraft

trajectory parameters distribution and control parameters distribution during landing performed by various pilots reveal statistic significant differences. This fact allows us to say that efficiency of upgrading of pilot's actions support systems requires provision of possibility to adapt implemented models of pilot's control actions, taking into account experience, qualification and peculiarities of control actions of a certain pilot.

We suggest an approach to forming individually adapted models of pilot's control actions based on neural network of a multilayer perceptron type. Such kind of model uses actual parameters of "aircraft-pilot" system status as input variables, including dynamic and control parameters. The output of neural network model considered in the paper is scalar indicator function, representing the convolution of parameters, characterizing the accuracy of aircraft touchdown to a runway. Parameters of the neural network model are determined as a result of neural network «training» by the data obtained during execution of previous flights. Thus, the suggested model allows predict the accuracy of bringing an aircraft to a runway based on current values characterizing "aircraft-pilot" system status.

The paper gives the results of pilot's control actions model building-up using the data obtained in the course of landing modes execution by two operators working at hardware-software MiG-AT aircraft simulator. Based on the obtained results we can draw the following conclusions. Adaptation of neural network model of a more experienced pilot is achieved only by updating weight factors of neurons with retention of its structure. With a primary pilot who does not demonstrate aircraft handling stable skill, adaptation of neural network model in the course of his professional activity is provided by changing both the neural network model structure and its parameters. Thus, the obtained results allow claim that individual manner of actions of a concrete pilot reveals either in the structure, or in parameters of neural network model, characterizing him.

Keywords: artificial neural network, pilots' activities model, pilot's decision aid system.

References

1. Bazlev D.A., Evdokimenkov V.N., Kim N.V., Krasil'shchikov M.N. *Vestnik komp'yuternykh i informatsionnykh tekhnologii*, 2007, no.1, pp. 10-25.
2. Bazlev D.A., Evdokimenkov V.N., Krasil'shchikov M.N. *Izvestiya RAN. Teoriya i sistemy upravleniya*, 2008, no.4, pp. 97-108.
3. Krasil'shchikov M.N., Evdokimenkov V.N., Bazlev D.A. *Individual'no-adaptirovannye bortovye sistemy kontrolya tekhnicheskogo sostoyaniya samoleta i podderzhki upravlyayushchikh deistvii letchika*. (Individually-adapted onboard systems of control of technical condition of aircraft and support for pilot's control actions), Moscow, MAI, 2011, 438 p.
4. Zavalova N.D., Lomov B.F., Ponomarenko V.A. *Obraz v sisteme psikhicheskoi regul'acii deyatelnosti* (Image in psychical regulation system of activity), Moscow, Nauka, 1986, 174 p.
5. Zavalova N.D., Lomov B.F., Ponomarenko V.A. *Voprosy Psikhologii*, 1971, no 3, pp. 3-5.
6. Draper N., Smith H. *Applied regression analysis* (Wiley Series in Probability and Statistics). 3rd edition. NJ, Wiley - Interscience, 1998, 736 p.
7. Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2nd edition. NJ, Prentice Hall, 1998, 842 p.
8. Wasserman P. *Neural Computing: Theory and Practice*. Scottsdale, Coriolis Group (Sd), 1989, 230 p.