

УДК 613.693

**МОДЕЛИРОВАНИЕ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ КОСМОНАВТА
В РЕЖИМЕ РУЧНОГО УПРАВЛЕНИЯ
ПИЛОТИРУЕМЫМ КОСМИЧЕСКИМ АППАРАТОМ**

С.В. Игнатьев, С.Н. Ковригин

Канд. техн. наук С.В. Игнатьев; канд. техн. наук С.Н. Ковригин
(ФГБУ «НИИ ЦПК имени Ю.А. Гагарина»)

В статье приведены результаты реализации подхода к моделированию деятельности космонавта при ручном управлении динамическими режимами пилотируемого космического корабля с применением нейронных сетей. Проанализированы элементы деятельности и формализованы процессы принятия решения о выдаче управляющих воздействий. Разработана и протестирована модель деятельности космонавта-оператора на примере управления движением центра масс ТПК

Ключевые слова: космонавт-оператор, ручное управление, модель деятельности, нейронная сеть, обучение

**Modeling Cosmonaut Activity in the Manual Control Mode of
a Manned Spacecraft. S.V. Ignatiev, S.N. Kovrigin**

The article presents the results of implementing a neural network-based approach to modeling cosmonaut activity during manual control of dynamic operations of a manned spacecraft. The elements of activity were analyzed and the decision-making process for executing control actions was formalized. A model of cosmonaut-operator activity was developed and tested using spacecraft center-of-mass motion control scenarios.

Keywords: cosmonaut-operator, manual control, activity model, neural network, training

Пилотируемая космонавтика во многом базируется на создании и применении эргатических (человекомашинных) систем (ЭС) управления. Эффективность и надежность подобных систем зависит от результатов исследования и оптимизации деятельности космонавта-оператора. Это напрямую относится и к этапу профессиональной подготовки космонавтов на тренажерах, поскольку моделирование реальной деятельности космонавта позволяет оптимизировать процесс обучения. С использованием моделей деятельности космонавта-оператора возможно также совершенствование машинной части космических ЭС. Все это свидетельствует об актуальности разработки, представленной в настоящей статье.

Ранее в докладе [1] был обоснован подход к моделированию деятельности экипажа при ручном управлении динамическими режимами транспортного пилотируемого корабля (ТПК) с применением нейронных сетей. В настоящей статье приведены результаты апробации предложенного подхода.

Для этого была выбрана реальная задача пилотирования, реальные результаты деятельности космонавта, построена модель деятельности в рассмотренных условиях и оценена точность построенной модели.

Разработка модели

Сближение, облет, причаливание и стыковка ТПК с орбитальной станцией (ОС) штатно выполняется в автоматическом режиме. Ручное управление ТПК, как правило, является резервным режимом. Необходимость перехода из автоматического режима на ручное управление сближением может быть вызвана нештатными ситуациями и авариями, которые не позволяют выполнить автоматическое сближение ТПК с ОС.

Операцию по ручному сближению ТПК выполняют два члена экипажа. Командир, находясь в спускаемом аппарате, непосредственно управляет движением ТПК. В этом ему помогает второй космонавт – бортинженер (БИ), рабочее место которого находится в бытовом отсеке, где установлено необходимое оборудование для определения параметров относительного движения корабля. В состав этого оборудования входят лазерный дальномер импульсный, предназначенный для определения дальности ТПК до ОС, и блок вычисления координат для определения скорости движения. Данные, полученные от БИ, командир использует для управления ТПК [2].

Ручное управление осуществляется командиром корабля (КК) и заключается в формировании управляющих воздействий для координатных перемещений центра масс ТПК в пространстве и ориентации ТПК вокруг центра масс.

В дальнейшем при употреблении терминов «космонавт» и «оператор» будем понимать КК, который управляет ТПК, получая параметры относительного движения по результатам выполненных БИ измерений. Используемые КК для управления параметры – это совокупность визуально измеряемых им параметров относительного движения и получаемых от БИ данных.

Для управления ТПК в режиме сближения космонавт использует две ручки управления: ручку управления движением (РУД) центра масс ТПК и ручку управления ориентацией (РУО).

РУД имеет дискретный принцип действия. Отклонению РУД соответствует включение двигателей причаливания и ориентации и возникновение управляющего ускорения движением центра масс ТПК в заданном направлении, которое будет иметь место до тех пор, пока РУД не будет переведена в нейтральное положение.

РУО имеет аналоговый принцип действия. Величина отклонения РУО от нейтрального положения определяет значение заданной угловой скорости вращения ТПК вокруг центра масс.

В первом приближении последовательность отдельных управляющих действий КК является функцией параметров наблюдаемого им процесса относительного движения:

$$\bar{y} = f\{\bar{x}\}, \quad (1)$$

где $\bar{y}$ – вектор управляющих воздействий, выдаваемых космонавтом;

$\bar{x}$ – вектор наблюдаемых космонавтом параметров относительного движения ТПК и ОС.

Процесс относительного движения ТПК и ОС характеризуется следующими параметрами:

- ρ – относительная дальность между объектами (данные от БИ);
- $\dot{\rho}$ – радиальная скорость (данные от БИ);
- Ω_y, Ω_z – проекции угловой скорости линии визирования на оси визирной системы координат, перпендикулярные вектору относительной дальности;
- $\Psi_{\text{ТПК}}, \Theta_{\text{ТПК}}$ – параметры ориентации ТПК в визирной системе координат (рысканье и тангаж ТПК);
- $\Psi_{\text{МКС}}, \Theta_{\text{МКС}}, \gamma_{\text{МКС}}$ – углы пеленга стыковочного узла МКС (рысканье, тангаж и крен);
- $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ – проекции вектора угловой скорости собственного вращения ТПК на оси связанной системы координат.

Таким образом, совокупность наблюдаемых космонавтом параметров относительного движения может быть представлена вектором:

$$\bar{x} = \{\rho; \dot{\rho}; \Omega_y; \Omega_z; \Psi_{\text{ТПК}}; \Theta_{\text{ТПК}}; \Psi_{\text{МКС}}; \Theta_{\text{МКС}}; \gamma_{\text{МКС}}; \omega_x; \omega_y; \omega_z\}. \quad (2)$$

Процесс движения ТПК в системе координат представлен на рис. 1.

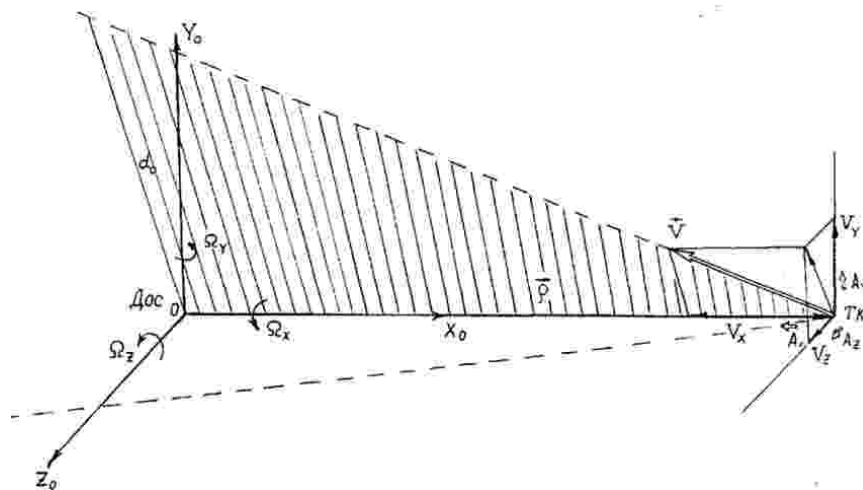


Рис. 1. Относительное движение ТПК в визирной системе координат

Вектор состояния органов управления $\bar{y}$, формируемый космонавтом при выполнении режима ручного сближения, может быть записан в виде

$$\bar{y} = \{X; Y; Z; w_x; w_y; w_z\}, \quad (3)$$

где $(X; Y; Z) \in P$ – отклонение РУД (дискретное управление линейным ускорением центра масс ТПК по соответствующим осям связанной системы координат);

$$P = \{0, \pm 1\};$$

$(w_x; w_y; w_z) \in \mathbb{R}$ – величина отклонения РУО, соответствующая заданной угловой скорости вращения ТПК вокруг соответствующих осей связанной системы координат;

$\mathbb{R} = [\pm w_{\max}]$, где $w_{\max}$ – максимально допустимая величина угловой скорости вращения ТПК.

В общем случае, деятельность космонавта определяется не только совокупностью наблюдаемых параметров, но и контекстом восприятия текущего режима сближения [3].

При реализации ручного управления по методу параллельного наведения управление движением центра масс ТПК разбивается на два канала: продольный (канал дальности), обеспечивающий регулирование скорости сближения вдоль вектора дальности $\vec{r}$, и боковой (канал угловой скорости линии визирования), обеспечивающий поддержание на нормативном уровне составляющих относительной скорости по нормали к вектору дальности.

Как следствие, основная деятельность космонавта по ручному управлению ТПК в режиме сближения должна состоять в регулировании значений составляющих вектора относительной скорости $\vec{V}$ в продольном ($\dot{r}$) и боковом (Ω_y, Ω_z) каналах управления, а также в обеспечении необходимой ориентации ТПК вдоль линии визирования.

График относительного движения ТПК в координатах, включающий дальность, продольную скорость (красная линия), угловые скорости линии визирования (синяя и зеленая), боковую скорость в проекциях на оси визирной системы координат, приведен на рис. 2.

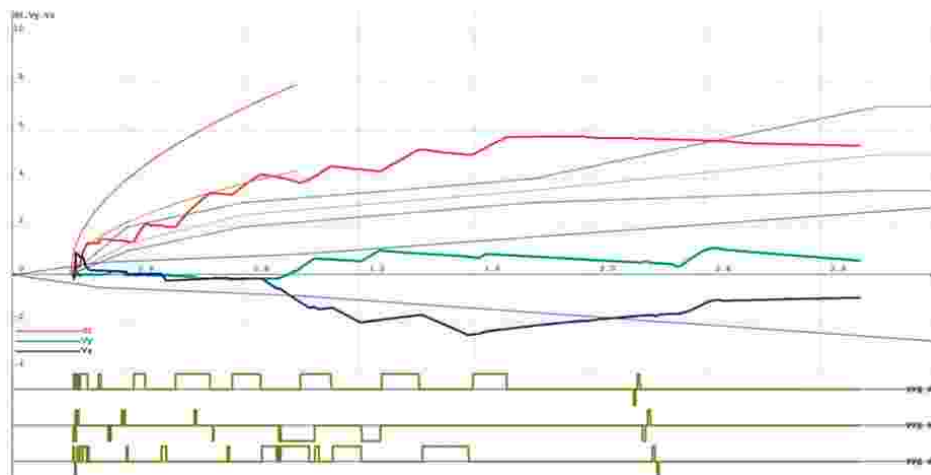


Рис. 2. График относительного движения ТПК в режиме ручного управления сближением

Нижний блок ступенчатых линий иллюстрирует отклонение РУД. Таким образом, каждое управляющее движение органами управления РУД и РУО может быть отнесено к достижению определенной космонавтом цели (изменению требуемого наблюдаемого параметра относительного движения).

К вопросу о построении нейронных сетей

Нейронная сеть (искусственная нейронная сеть) является совокупностью нейронов, соединенных друг с другом определенным образом. Нейрон представляет собой единицу обработки информации в нейронной сети. Нелинейная модель нейрона, лежащего в основе искусственной нейронной сети, представлена блок-схемой на рис. 3.

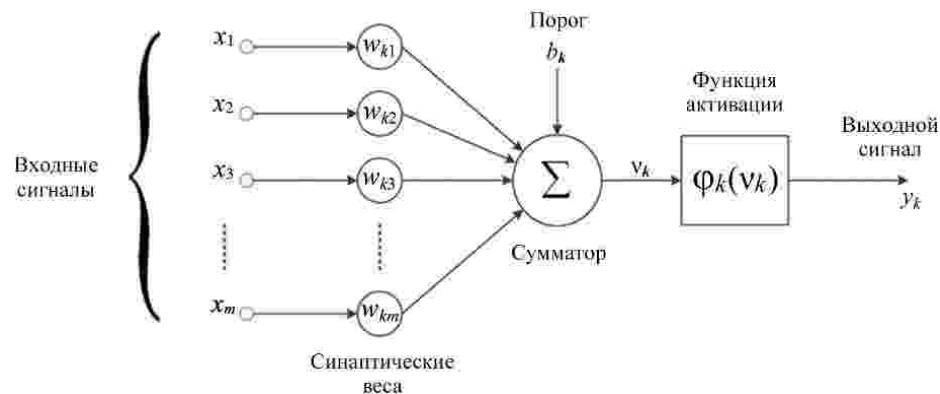


Рис. 3. Нелинейная модель нейрона

В указанной модели присутствуют следующие основные элементы:

1. Набор синапсов (связей между нейронами), каждый из которых характеризуется своим весом, например w_{k3} .
2. Смещение b_k позволяет «сдвигать» функцию активации относительно нуля, обеспечивая гибкость модели при моделировании сложных зависимостей между входными и выходными данными.
3. Сумматор, обеспечивающий суммирование взвешенных в соответствии со значениями w_{km} входных сигналов x_m .
4. Функция активации φ , формирующая выходной сигнал нейрона в соответствии с некоторыми правилами.

В математическом представлении функционирование нейрона k можно описать следующей парой уравнений:

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j + b_k, \quad (4)$$

$$y_k = \varphi(v_k).$$

Одним из ключевых свойств нейронных сетей является способность аппроксимировать любую непрерывную функцию [4]. Это определяет возможность моделирования деятельности космонавта по управлению движением центра масс ТПК в режиме ручного сближения с ОС: входными сигналами являются параметры режима сближения, а выходными – управляющие действия космонавта.

В простейшем случае подбор требуемых значений синапсов (обучение) нейронной сети осуществляется по методу «обучение с учителем», при использовании которого нейронной сети предоставляются входные данные и соответствующие им правильные выходные. Нейронная сеть k последовательно получает на вход информацию входного сигнала $x_n = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}_n$, где под n подразумевается дискретное время или номер шага интерактивного процесса настройки. Для каждого входного сигнала n нейронная сеть k рассчитывает выходной сигнал y_{kn} , который необходимо сравнить с желаемым (предварительно определенным) выходом d_{kn} . Величина ошибки определяется как разность между рассчитанным и заданным значениями:

$$e_{kn} = d_{kn} - y_{kn}. \quad (5)$$

Эта ошибка инициирует механизм управления, целью которого является корректировка синаптических весов нейронной сети.

Обучение нейронной сети заключается в поиске такого набора синапсов w_{kn} , при котором ошибка $E(W)$ между рассчитанным и реальным значениями выходного сигнала y_k для всей обучающей последовательности будет минимальной [5]:

$$\{E(W) = \sum_{k=1}^m (f(x_k, w) - y_k)^2\}. \quad (6)$$

Моделирование деятельности космонавта с применением нейронной сети

В терминах нейронных сетей модель деятельности (последовательность отдельных действий) космонавта как функция параметров наблюдаемого процесса сближения ТПК и ОС может быть представлена в виде:

$$\bar{y} = f\{\bar{x}, W\}, \quad (7)$$

где W – набор параметров, полученный по результатам обучения нейронной сети на данных деятельности реального космонавта при выполнении режимов сближения ТПК с ОС.

В качестве исходных данных для формирования обучающей последовательности, характеризующих управление ТПК в режиме ручного сближения, использовались протоколы тренировок космонавтов на специализированном

тренажере сближения и стыковки типа «Дон-Союз». Каждый протокол представляет собой набор записей (кортеж), упорядоченных по времени. Каждый кортеж содержит набор значений параметров движения и состояния ручки управления в момент регистрации.

Фрагмент протокола тренировки для формирования обучающей последовательности приведен в таблице.

Фрагмент протокола тренировки формирования обучающей последовательности

Время, мин:с	ρ , м	$\dot{\rho}$, м/с	РУД			Омега ЛВ		Боковые		Углы ТК		Угловые скорости ТК		
			x	y	z	Ω_y , °/с	Ω_z , °/с	V_z , м/с	V_y , м/с	кур,°	тан,°	ω_x , °/с	ω_y , °/с	ω_z , °/с
03:01	1404,35	-4,92	+	-	-	0,068	0,090	-1,67	2,20	-2,7	-3,1	-5,48	-0,62	-1,20
03:05	1384,79	-4,79	0	-	-	0,070	0,092	-1,69	2,23	-2,9	-3,4	-5,38	-0,67	-1,15
03:07	1375,21	-4,77	-	-	-	0,071	0,094	-1,70	2,24	-3,0	-3,6	-5,37	-0,69	-1,15
03:08	1370,42	-4,81	0	-	-	0,072	0,095	-1,71	2,26	-3,1	-3,7	-5,42	-0,69	-1,17
04:00	1125,76	-4,51	-	-	-	0,170	0,055	-3,33	1,09	-1,1	-1,0	-5,47	-1,04	-1,24
04:56	891,76	-3,70	-	-	+	0,290	0,023	-4,49	0,36	-2,5	-0,9	-5,50	-1,43	-1,32
05:00	877,01	-3,65	-	-	+	0,290	0,024	-4,45	0,37	-3,8	-1,1	-5,43	-1,37	-1,37
05:05	859,00	-3,59	+	-	+	0,291	0,025	-4,35	0,38	-3,5	-1,5	-5,32	-1,26	-1,47
05:11	837,89	-3,35	+	-	0	0,291	0,026	-4,24	0,37	1,1	-1,9	-5,08	-1,21	-1,45
05:15	827,93	-3,22	+	-	+	0,298	0,026	-4,29	0,37	2,7	-1,9	-5,03	-1,25	-1,42

Управление движением центра масс и ориентацией ТПК рассматриваем независимыми. Таким образом, обучающая последовательность будет представлять собой последовательность пар векторов x и y , полученных по результатам выполнения космонавтами режимов управления сближением:

1. $x_1\{\rho; \dot{\rho}; \Omega_y; \Omega_z; \Psi_{ТПК}; \vartheta_{ТПК}; \Psi_{МКС}; \vartheta_{МКС}; \gamma_{МКС}; \omega_x; \omega_y; \omega_z\}, y_1\{X; Y; Z\};$
2. $x_2\{\rho; \dot{\rho}; \Omega_y; \Omega_z; \Psi_{ТПК}; \vartheta_{ТПК}; \Psi_{МКС}; \vartheta_{МКС}; \gamma_{МКС}; \omega_x; \omega_y; \omega_z\}, y_2\{X; Y; Z\};$
3. $x_3\{\rho; \dot{\rho}; \Omega_y; \Omega_z; \Psi_{ТПК}; \vartheta_{ТПК}; \Psi_{МКС}; \vartheta_{МКС}; \gamma_{МКС}; \omega_x; \omega_y; \omega_z\}, y_3\{X; Y; Z\};$ (8)
4. $x_4\{\rho; \dot{\rho}; \Omega_y; \Omega_z; \Psi_{ТПК}; \vartheta_{ТПК}; \Psi_{МКС}; \vartheta_{МКС}; \gamma_{МКС}; \omega_x; \omega_y; \omega_z\}, y_4\{X; Y; Z\};$
- $n. x_n\{\rho; \dot{\rho}; \Omega_y; \Omega_z; \Psi_{ТПК}; \vartheta_{ТПК}; \Psi_{МКС}; \vartheta_{МКС}; \gamma_{МКС}; \omega_x; \omega_y; \omega_z\}, y_n\{X; Y; Z\}.$

Каждая строка обучающей последовательности – это состояние вектора $\bar{x}$ в момент изменения вектора $\bar{y}$.

Принимаем, что экипаж обеспечивает точную ориентацию ТПК вдоль линии визирования, поэтому в дальнейшем будем рассматривать только управление движением центра масс с использованием РУД, а также ограничимся управлением по гашению угловой скорости линии визирования (Ω_y, Ω_z).

Управление в боковом канале (Y или Z) характеризуется тремя состояниями РУД: отклонение в направлении $+Y (+Z)$, отклонение в направлении $-Y (-Z)$ или отсутствие отклонения (отсутствие управления). Таким образом,

моделирование деятельности космонавта по управлению ТПК в боковом канале управления сводится к задаче многоклассовой классификации вектора параметров относительного движения по трем классам [6]. Как следствие, из всего множества данных параметров относительного движения выбирались моменты (набор векторов $\vec{x}$), когда космонавт либо принимал решение на управление центром масс ТПК в боковом канале управления (отклонял РУД для гашения угловой скорости линии визирования), либо не управлял движением центра масс (РУД не была отклонена ни по одному из каналов).

Таким образом, построенная модель (обученная нейронная сеть) должна предсказывать, будет ли оператор включать РУД на гашение угловой скорости линии визирования в выбранном направлении или нет при произвольном наборе параметров относительного движения.

Принимая во внимание, что любую непрерывную функцию нескольких переменных можно с любой точностью аппроксимировать с помощью двухслойной нейросети с достаточным количеством нейронов и нелинейной активационной функцией в выходном слое [4], а также рассмотрев типовые примеры нейронных сетей многоклассовой классификации в библиотеке «Нейронные сети» среды динамического моделирования SimInTech [7], для создания модели деятельности космонавта по управлению движением центра масс ТПК в боковом канале была выбрана полносвязная нейронная сеть прямого распространения с двумя скрытыми слоями, общий вид которой приведен на рис. 4.

Построение обучающей последовательности осуществлялось на основании данных из протоколов тренировок космонавтов суммарным размером более 10 000 записей. Для анализа управляющих действий космонавта

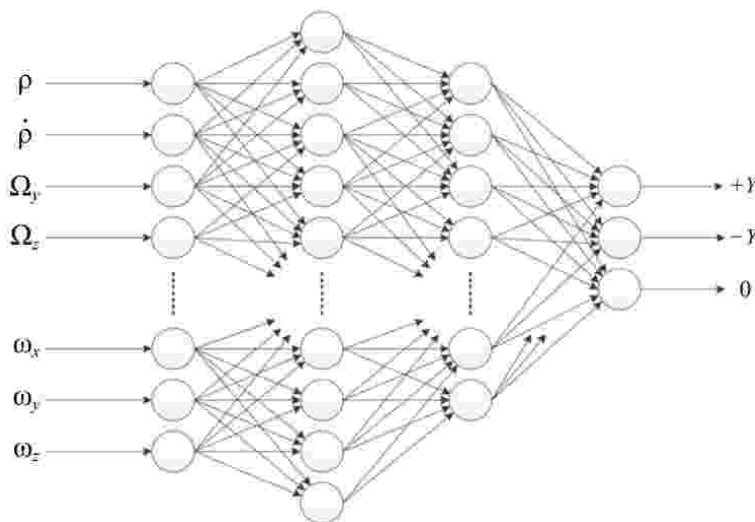


Рис. 4. Общий вид нейронной сети для описания управления движением центра масс ТПК

по включению РУД по какому-либо направлению одного из каналов управления (+Y/-Y или +Z/-Z) обучающая последовательность формировалась в размере ориентировочно 1000 записей. Обучение нейронной сети строилось на данных обучающей последовательности, которые были сформированы в два вектора: train_x и train_y.

Для построения модели и обучения была разработана программа на языке программирования Python с использованием открытой библиотеки для создания и глубокого обучения нейронных сетей Keras [8]. Фрагмент кода программы, описывающей нейронную сеть, приведен на рис. 5.

```
# Входной слой нейронной сети: 14 нормализованных входных параметров
inputs = k.Input(shape=(14,))

model = k.Sequential([
    inputs,
    k.layers.Dense(units=300, activation="relu"), # первый скрытый слой
    k.layers.Dense(units=10, activation="relu"), # второй скрытый слой
    k.layers.Dense(units=3, activation="softmax") # выходной слой
])

model.compile(loss="categorical_crossentropy", optimizer="adam", metrics=["accuracy"])
fit_results = model.fit(x=train_x, y=train_y, epochs=200, batch_size=32, validation_split=0.2)
```

Рис. 5. Фрагмент кода программы обучения нейронной сети

Ниже приведены некоторые пояснения к рисунку:

- metrics=["accuracy"] (Точность) означает, что во время обучения будет отслеживаться доля правильно классифицированных объектов (в нашем случае – действий космонавтов по включению РУД), на рис. 6, 7 обозначена как «Точность»;
- epochs=200 означает, что модель пройдет по обучающим данным 200 раз (200 эпох обучения);
- loss="categorical_crossentropy" используется для многоклассовой классификации;
- optimizer="adam" – популярный адаптивный алгоритм оптимизации, который подбирает веса модели во время обучения.

Результаты обучения представленной на рис. 4 нейронной сети приведены на рис. 6, 7.

Точность нейронной сети в многоклассовой классификации – это показатель, который оценивает, насколько точен прогноз модели по сравнению с истинными данными.

Представленные на рис. 6, 7 графики показывают, что прогнозируемые нейронной сетью данные (предсказание: включит ли оператор РУД на гашение угловой скорости линии визирования в выбранном направлении или нет для соответствующего набора параметров относительного движения) соответствуют данным обучающей выборки с точностью более 90 %.

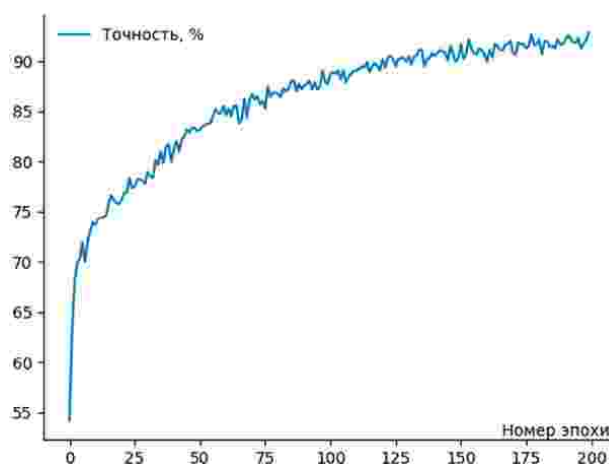


Рис. 6. График точности нейронной сети при управлении по каналу Y

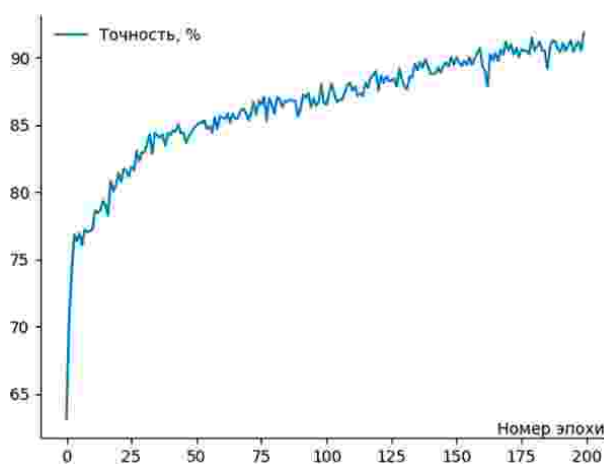


Рис. 7. График точности нейронной сети при управлении по каналу Z

Выводы

1. Декомпозиция деятельности космонавта-оператора при управлении движением ТПК в режиме ручного сближения с ОС позволяет отдельно рассматривать управляющие воздействия в боковом канале управления движением центра масс без потери общности.

2. Модель деятельности космонавта-оператора по управлению движением ТПК в режиме ручного сближения с ОС может быть построена с применением нейронных сетей. Результаты обучения модели, построенной на базе полносвязной нейронной сети прямого распространения с двумя скрытыми

сложениями, показали, что прогноз модели деятельности космонавта-оператора по сравнению с полученными при тренировках тренажере данными имеет точность более 90 %.

3. Модели деятельности космонавта-оператора, построенные на базе нейронных сетей, могут использоваться:

- для проведения имитационного моделирования при отработке перспективных схем сближения транспортных кораблей с ОС, адаптированных к парированию экипажем нештатных ситуаций;
- формирования опорной модели деятельности космонавтов в процессе выполнения режимов сближения ТПК с ОС и поиска фрагментов неоптимальных действий экипажа как причин отклонения итоговых значений расхода топлива и времени, затраченных на выполнение режима;
- формирования цифрового портрета космонавта.

ЛИТЕРАТУРА

1. Харламов, М.М. Подход к моделированию деятельности экипажа при ручном управлении динамическими режимами транспортного пилотируемого корабля с применением нейронных сетей / М.М. Харламов, С.Н. Ковригин, А.Ю. Савинцев // Материалы XVI Международной научно-практической конференции «Пилотируемые полеты в космос», 3–5 декабря 2025 г. – Звездный городок: Центр подготовки космонавтов имени Ю.А. Гагарина, 2025. – С. 41–43.
2. Довести «Союз» до станции: Алексей Овчинин и Иван Вагнер отработали операцию сближения транспортного пилотируемого корабля с МКС // Центр подготовки космонавтов имени Ю.А. Гагарина: [официальный сайт] – URL: <https://www.gctc.ru/main.php?id=6766> (дата обращения 20.05.2026).
3. Цзи, М.В. Байесовские модели восприятия и действия / М.В. Цзи, К. Кёрдинг, Д. Голдрайх // пер с англ. В.С. Яценкова. – Москва: ДМК Пресс, 2023. – 458 с.
4. Искусственные нейронные сети: учебник / под ред. В.В. Цехановского. – Москва: Кнорус, 2026. – 352 с.
5. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / [пер. с англ. Н.Н. Куссуль]. – изд. 2-е, испр. – Санкт-Петербург: Диалектика, 2020. – 1104 с.
6. Николенко, С. Глубокое обучение. / С. Николенко, А. Кадурын, Е. Архангельская. – Санкт-Петербург: Питер, 2026. – 480 с.
7. Среда динамического моделирования SimInTech. – URL: <https://simintech.ru> (дата обращения 20.05.2026).
8. Шолле, Ф. Глубокое обучение с R и Keras / пер с англ. В.С. Яценкова. – Москва: ДМК Пресс, 2022. – 646 с.

REFERENCES

1. Kharlamov, M.M. An Approach to Modeling Crew Activity in Manual Control of Dynamic Operations of a Manned Transport Vehicle Using Neural Networks / M.M. Kharlamov, S.N. Kovrigin, A.Y. Savintsev // Proceedings of the XVI Manned Spaceflight International Scientific and Practical Conference, December 3–5, 2025. – Star City: Yuri A. Gagarin Cosmonaut Training Center, 2025. – С. 41–43.

2. Bringing the Soyuz to the Station: Alexey Ovchinin and Ivan Wagner Practiced the Rendezvous Operation of a Manned Transport Vehicle with the ISS // Yuri A. Gagarin Cosmonaut Training Center: [official website]. – URL: <https://www.gctc.ru/main.php?id=6766> (date of circulation 20.05.2026).
3. Ma, W.J. Bayesian Models of Perception and Action / W.J. Ma, K. Kording, D. Goldreich // translated from English by V.S. Yatsenkov. – Moscow: DMK Press, 2023. – 458 p.
4. Artificial Neural Networks / Ed. by V.V. Tsekhanovsky. – Textbook. Moscow: Knorus, 2026. – 352 p.
5. Haykin, S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation / [Transl. from English by N.N. Kussul]. – 2nd ed. – 2020. – St. Petersburg: Dialektika Publ., 2020. – 1104 p.
6. Nikolenko, S. Deep Learning / S. Nikolenko, A. Kadurin, E. Arkhangelskaya. – St. Petersburg: Piter, 2026. – 480 p.
7. SimInTech Dynamic Modeling Environment. – URL: <https://simintech.ru/> (accessed: 20.05.2026).
8. Chollet, F. Deep Learning with R and Keras / transl. from English by V.S. Yatsenkov. – Moscow: DMK Press, 2022. – 646 p.