

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ К АНАЛИЗУ ОТДЕЛЕНИЯ БОКОВЫХ БЛОКОВ РАКЕТЫ-НОСИТЕЛЯ «СОЮЗ»

М.М. Матюшин, Д.А. Махалов

Докт. техн. наук М.М. Матюшин; Д.А. Махалов
(АО «ЦНИИмаш»)

В статье рассматривается пример использования элементов искусственного интеллекта (нейросетевых технологий) для автоматизированного анализа динамических процессов функционирования систем ракет-носителей (РН) типа «Союз». Дается описание циклограммы отделения боковых блоков применительно к данной задаче и описание телеметрических измерений, на основе которых осуществляется контроль указанного процесса. Даются общие сведения о построении применяемых типов нейросетей и их обучении методом обратного распространения ошибки, предлагается конфигурация нейросети, пригодной для решения указанной задачи, формат представления телеизмерений для подачи в нейросеть и особенности ее обучения. Проведена апробация обученной нейросети для анализа пусков РН «Союз-ФГ» и «Союз-2.1а» по телеметрической информации в реальном времени и отложенном режиме.

Ключевые слова: телеметрическая информация, нейросети, анализ, динамические процессы, ракета-носитель «Союз», транспортный пилотируемый корабль (ТПК) «Союз МС-10».

Application of a Neural Network for the Analysis of the “Soyuz” Launch Vehicle Boosters’ Separation. M.M. Matushin, D.A. Makhalov

The paper discusses application of artificial intelligence (neural networks) technologies for automated analysis of dynamic processes of the “Soyuz” launch vehicle’s onboard systems. Cyclogram of strap-on boosters separation as applied to this task, and telemetry measurement used to monitor this process are described. The general information about the construction of the used types of neural networks and about their learning using a backpropagation method is presented; the neural network configuration for solving the mentioned task, telemetry presentation format suitable for supplying power for the neural network, and features of the neural network learning are proposed. The approbation of the trained neural network for the analysis of launches of the “Soyuz-FG” and “Soyuz-2.1a” launch vehicles using telemetry in real-time and delayed modes was carried out.

Keywords: telemetry information, neural network, analysis, dynamic processes, “Soyuz” launch vehicle, “Soyuz MS-10” spacecraft.

Отделение боковых блоков (ББ) является крайне ответственной динамической операцией в ходе полета ракет-носителей (РН), нештатное выполнение которой может привести к аварийному прекращению полета. Так, например,

11 октября 2018 года произошла нештатная ситуация при запуске ракеты-носителя (РН) «Союз-ФГ» с транспортным пилотируемым кораблем (ТПК) «Союз МС-10», в ходе которой выведение ТПК «Союз МС-10» на орбиту искусственного спутника Земли было прекращено из-за аварии РН и успешно сработала система аварийного спасения ТПК «Союз МС-10» в соответствии с заложенной логикой. Из заключения аварийной комиссии следует: «Пуск завершился аварией РН из-за нештатного отделения одного из боковых блоков (блок «Д»), ударившего носовой частью центральный блок (блок «А») в районе бака горючего, что привело к его разгерметизации и, как следствие, к потере стабилизации ракеты космического назначения» [1]. Эта нештатная ситуация, в том числе, послужила стимулом для интенсификации исследований по тематике данной статьи.

Технические особенности контроля процесса отделения боковых блоков РН

Процесс отделения боковых блоков РН контролируется наземной группой анализа по значениям множества телеметрических параметров [2]. Эти параметры описывают состояние РН, выдачу соответствующих команд, срабатывание контактных датчиков, которые должны выполняться по строго определенной циклограмме полета РН, в заданные моменты времени. Состояние и изменение, в зависимости от программы полета, телеметрических параметров РН достаточно полно описано в технической документации и поддается строгой обработке [3] и анализу, не требуя применения специальных методов анализа. Однако данная циклограмма ограничена отделением ББ от РН и не охватывает динамический процесс непосредственно после отделения. Кратко рассмотрим процесс отделения ББ РН типа «Союз» и телеметрические параметры, которые служат информацией для контроля его динамики.

Каждый ББ соединен с центральным блоком (ЦБ) РН нижними узлами связи посредством тяг и верхним узлом связи за счет фиксации верхней части ББ в шаровых опорах ЦБ [4]. После исполнения команды на разрыв нижних силовых связей и выключение основных двигателей боковых блоков (команда ВОД) блоки начинают отставать от РН, а их нижние части «вее-ром» отходят от ЦБ РН. Как только освобождается захват верхней части ББ, открывается сопло бака окислителя, и за счет газов наддува верхние части ББ также отводятся в стороны от центрального блока. Для контроля процесса отхода ББ, каждый ББ соединен с ЦБ тросиком, намотанным на катушку (рис. 1). В процессе отделения ББ тросик начинает разматываться и выходить из ЦБ под переменным углом. Этот процесс контролируется по телеметрическим параметрам ПВ (путь, пройденный тросиком), U_1 и U_2 (углы выхода тросика из ЦБ: α – в поперечной и β – в продольной плоскостях соответственно). По изменению этих параметров проводится оценка динамики отхода ББ от РН.



Рис. 1. Схема соединения тросиком бокового блока с центральным блоком

На рисунках 2а и 2б приведены графики параметров $У1$, $У2$, $ПВ$ для четырех боковых блоков РН на одном из успешных пусков. Существующие подходы оценки процесса отделения наземной группой анализа предполагают послесеансный контроль циклограммы отделения по изменяющимся параметрам и визуальное сравнение графиков значений параметров, полученных в результате пуска, с расчетными графиками, приведенными в эксплуатационной документации. При этом в реальном времени контролируется лишь факт выдачи команды на отделение ББ. Вполне очевидно, что «ручной» анализ телеметрической информации даже для небольшого числа телеметрических параметров является достаточно трудоемким процессом. При этом вероятность ошибки резко повышается при жестком лимите времени, который является неотъемлемой частью оперативного анализа. Поэтому объективно существуют препятствия для безошибочной, оперативной и достоверной оценки рассматриваемого процесса, мешающие своевременно выявлять и прогнозировать развитие негативных тенденций.

Из графиков видно, что даже на одном пуске процессы отделения боковых блоков от РН могут проходить с незначительными отличиями, в следствие чего «ручное» сравнение полученных значений телеметрических параметров с расчетными значениями достаточно сложно выполнить оперативно и безошибочно. Таким образом, все возрастающие требования к оперативности и точности анализа телеметрической информации требуют поиска новых подходов, реализация которых позволит, в том числе, выявить признаки предаварийных ситуаций и обеспечить необходимой информацией для принятия решений по устранению предпосылок аварий. В качестве одного из путей дальнейшего развития процесса анализа телеметрической информации видится использование элементов искусственного интеллекта, основанных на методах машинного обучения и, в частности, на нейросетевой

обработке информации. В настоящее время нейросети получили широкое применение для решения задач «распознавания образов», к категории которых относится исследуемый процесс анализа телеметрической информации.

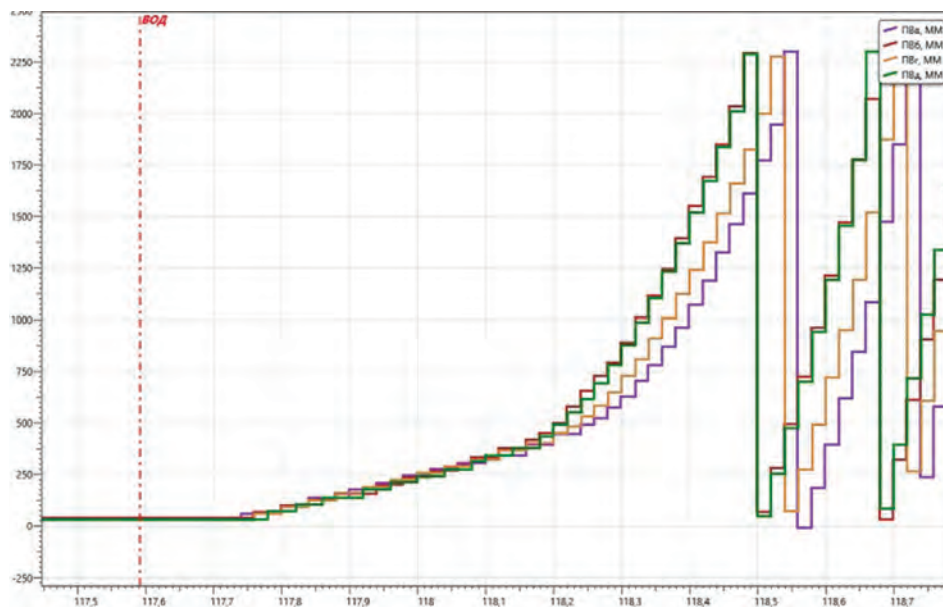


Рис. 2а. Параметры ПВ

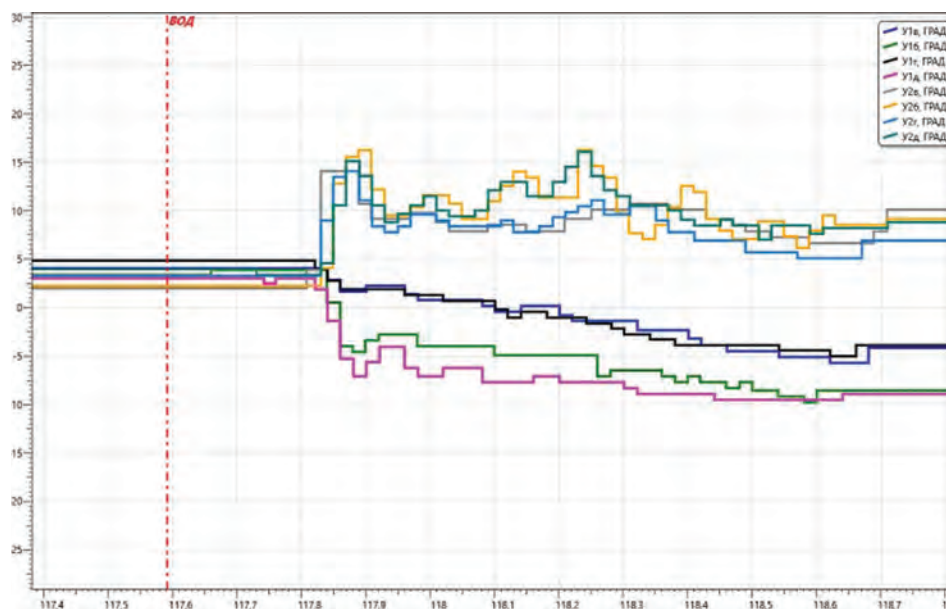


Рис. 2б. Параметры У1, У2

Постановка задачи

Постановка задачи нейросетевого анализа процесса отделения ББ РН типа «Союз» выглядит следующим образом. Имеются телеметрические параметры ПВ, У1 и У2, регистрирующие процесс разматывания тросика при отходе бокового блока от центрального блока РН, длительность процесса составляет в среднем 1 секунду (1000 миллисекунд), отсчитывая от команды ВОД (выключение основных двигателей). Для реализации автоматизированного анализа выбранных параметров требуется создать нейросеть, которая на входе будет принимать значения телеметрических параметров, регистрируемые в течение 1 секунды после команды ВОД, а на выходе формировать заключение о степени соответствия зарегистрированного процесса среднестатистическому.

Для обучения нейросети потребуется из нескольких записей телеметрической информации с успешных пусков сформировать обучающий набор данных. Дополнительно, из меньшего количества записей необходимо сформировать тестовую выборку, на которой будет осуществляться оценка качества обучения. Ввиду небольшого размера обучающего набора в рассматриваемой задаче (десятки записей) обучение необходимо проводить многократно до достижения требуемого уровня качества.

Общие сведения об используемой нейросетевой технологии

Работа с нейросетью включает в себя 3 основных этапа:

1. Выбор топологии (конфигурации) нейросети и ее параметров.
2. Обучение нейросети на обучающей выборке данных.
3. Применение обученной нейросети к анализу новых данных.

Нейросеть состоит из набора нейронов, разделенных на слои и собранных в виде направленного графа [4–6] (рис. 3). Нейроны первого слоя образуют входной слой, они принимают входные значения. Нейроны последнего слоя образуют выходной слой, они формируют результат. Остальные слои принято называть скрытыми. Каждый нейрон скрытого или выходного слоя принимает на вход значения всех нейронов предыдущего слоя и преобразует их по формуле

$$y_i = f \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j \right), \quad (1)$$

где x_j – значения нейронов предыдущего слоя, w_{ij} – значения весовых коэффициентов, а $f(x)$ – активационная функция. Активационная функция обычно должна быть монотонной, гладкой и дифференцируемой, а самое главное – нелинейной.

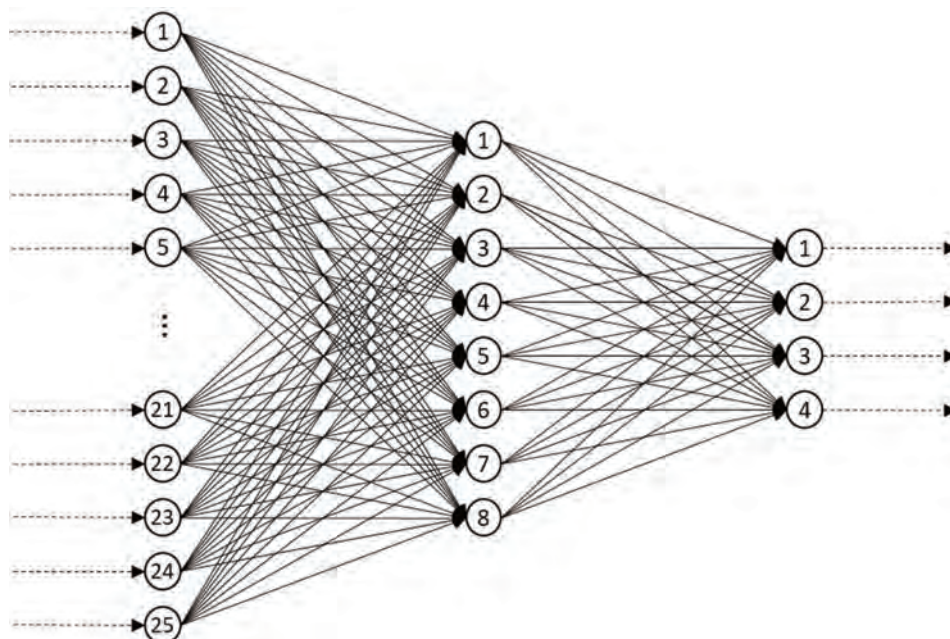


Рис. 3. Конфигурация нейросети

Процесс обучения нейросети заключается в минимизации среднеквадратичной ошибки [5] путем постепенного, итерационного подбора значений весовых коэффициентов, которые обычно инициализируют случайными значениями в некотором диапазоне [6]. Корректировка весовых коэффициентов в процессе обучения выполняется путем подстановки в нейросеть обучающего примера, содержащего входные значения и требуемый ответ, а затем обратного распространения (back propagation) полученного отклонения E формируемого нейросетью ответа от требуемого [4–6]. Обратное распространение выполняется от последнего слоя к первому при помощи вычисления для каждого нейрона градиента

$$\nabla E = \left[\frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_m} \right]^T, \quad (2)$$

учитывающего влияние каждого нейрона предыдущего слоя на полученное отклонение. Одна итерация обучения нейросети на всем наборе обучающих примеров называется эпохой. После многократного повторения обучения нейросети на заданных примерах и достижения некоторого приемлемого уровня ошибки процесс обучения завершается, а нейросеть считается готовой к применению.

Создание нейросети для анализа телеметрической информации

Для решения задачи, поставленной в данной работе, возможно использование двух вариантов построения нейросетей. В первом варианте создается три нейросети, каждая обучается распознавать сигнал своего параметра (У1, У2 или ПВ) и на выходном нейроне формировать один ответ: насколько сигнал соответствует ожиданиям. Во втором варианте создается одна нейросеть, которая получает на вход сигнал с любого из трех параметров, распознает его и формирует сигнал на одном из трех выходных нейронов, соответствующем данному параметру. То есть, если нейросети подать штатные значения параметра ПВ, то она сформирует сигнал на первом своем выходе. Если значения «похожи» на параметр У1, то сигнал формируется на втором выходе, и т. д.

Методика обучения нейросетей предполагает использование различных примеров учебных данных [4, 5]. Так как в данной задаче использование нейросетей предполагается для работы с телеметрической информацией с реальных запусков ракет-носителей, мы не можем подобрать или смоделировать для обучения множество различных примеров нештатного отделения боковых блоков, а обучая нейросеть только на хороших примерах, мы научим ее «всегда говорить да». Для корректного обучения нейросети учебные данные должны быть «разнополярными», поэтому обучение нейросети на трех разных видах корректных сигналов видится более рациональным решением. Таким образом, был выбран второй из описанных выше подход построения нейросетей.

Для обеспечения корректной работы нейросети предлагается дополнительно ввести четвертый выходной нейрон, на котором на всех корректных входных сигналах должен формироваться 0, а для «плохих» данных обучающий алгоритм будет требовать на четвертом нейроне 1. Такой подход делает процесс обучения нейросети более устойчивым и позволяет нейросети «узнавать» случаи, когда какой-то параметр совершенно не изменяется. Эта ситуация потенциально возможна в случае несвоевременного отделения бокового блока или сбоя в работе телеметрического датчика. Тогда нейросеть вместо того, чтобы пытаться отнести плохой случай к одной из трех правильных категорий, сможет причислить его к четвертой – ошибочной категории сигналов.

Перед подачей данных в нейросеть их нужно подготовить. Во-первых, входные значения необходимо нормировать в диапазоне от 0,0 до 1,0, являющимся рабочим для нейросетей [4–6]. Во-вторых, из приведенных выше графиков видно, что параметры меняются с разной частотой и скоростью, следовательно, требуется их унификация. Для этого значения параметров с фиксированным шагом по времени (был выбран шаг в 40 миллисекунд) на указанном интервале времени заносятся в таблицу. Таким образом для каж-

дого параметра за 1 секунду получается 25 значений. Это не слишком много, чтобы не усложнять нейросеть, и не слишком мало, чтобы не пропустить существенных изменений параметров [6]. На рисунке 4 приведен пример измерений параметра ПВ, подготовленных для подачи в нейросеть. Для наглядности на рисунке яркостью ячейки отмечена величина значения.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
0,00	0,00	0,00	0,04	0,05	0,05	0,07	0,08	0,09	0,11	0,12	0,14	0,16	0,19	0,23	0,29	0,36	0,45	0,55	0,67	0,81	0,04	0,21	0,39	0,60

Рис. 4. Значения параметра ПВ, подготовленные для подачи в нейросеть

Таким образом, созданная нейросеть имеет 25 нейронов на входном слое и 4 нейрона – на выходном.

Рабочими, то есть выполняющими формирование результата, в нейросетях являются скрытые слои. В рассматриваемой нейросети используется всего один скрытый слой, содержащий 8 нейронов (рис. 3). Такая топология нейросети с целью минимизации вычислительной сложности подобрана опытным путем как наименьшая, способная качественно решать поставленную задачу [5]. Результаты проведенных экспериментов с нейросетями, содержащими 1–3 скрытых слоев и до 20 нейронов на одном слое, показали, что точность работы данной нейросети практически не отличается от точности работы нейросетей с большим количеством скрытых слоев или с одним скрытым слоем, содержащим большее количество нейронов.

В качестве активационной функции нейросети выбрана наиболее распространенная и простая – логистическая функция:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (3)$$

Обучение нейросети для анализа телеметрической информации

Для обучения созданной нейросети использовались записи телеметрической информации с шести успешных пусков РН «Союз-ФГ». Так как на РН содержится 4 боковых блока, всего было использовано 24 различных обучающих примера для каждого из трех телеметрических параметров. На каждой эпохе (итерации) обучения примеры случайным образом перемешивались для обеспечения более устойчивого обучения [5–6], а также сопровождалась небольшим количеством случайно сформированных данных. Случайные данные представляли собой прямые линии разного уровня, изображающие неменяющийся параметр (такими являются рассматриваемые параметры большую часть полета), и предназначены были для того, чтобы «устремить» нейросеть в сторону от правильных ответов при получении данных, которые не соответствуют корректному динамическому процессу.

На рисунке 5 приведен график обучения нейросети. По оси абсцисс откладывается номер эпохи обучения, а по оси ординат – среднее квадратичное отклонение между правильным ответом из учебных данных и тем ответом, который дает нейросеть. Видно, что обучение проходило устойчиво, и спустя 1000 эпох нейросеть на учебных данных имела среднюю ошибку 0,01.

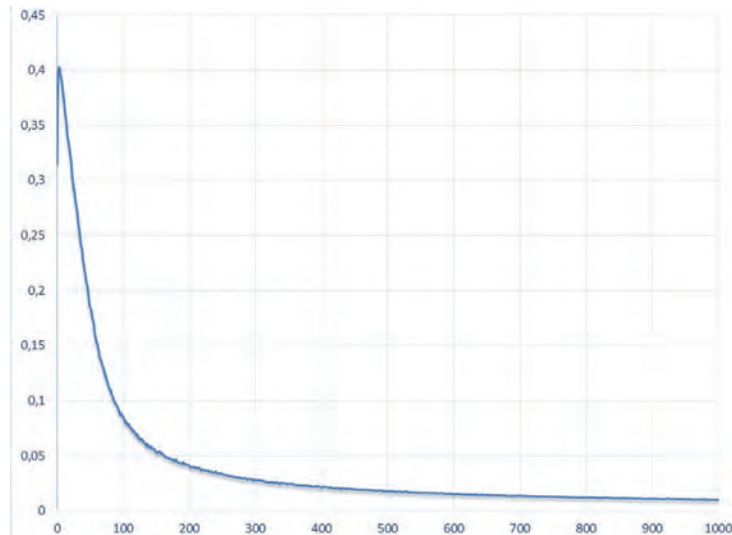


Рис. 5. Ошибка нейросети в процессе обучения

Следует отметить, что по своей природе нейросети не дают точных ответов. Любой ответ носит вероятностный характер. Например, подавая нейросети корректные значения параметра Y_2 , мы требуем от нее ответ вида $[0,000\ 0,000\ 1,000\ 0,000]$ (последовательные значения четырех выходных нейронов). Нейросеть в процессе обучения на конечном наборе эпох будет асимптотически стремиться к данному ответу, но никогда не достигнет его, и ответ будет получаться, например, таким: $[0,010\ 0,005\ 0,984\ 0,014]$. Среднее квадратичное отклонение полученного ответа от требуемого составит **0,024**, что может показаться достаточно большим числом, грубым ответом, однако для нейросети этот ответ является очень точным!

Необходимо учитывать еще одну особенность нейросетей. Результат работы любого нейрона определяется формулой

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j\right), \quad (4)$$

где x_j – значения нейронов предыдущего слоя, w_{ij} – значения весовых коэффициентов, а $f(x)$ – активационная функция, которая в нашем случае является логистической. Поэтому, чтобы результат логистической функции достиг

значения 1, ее аргумент должен стремиться к бесконечности, а чтобы достигнуть 0, аргумент должен стремиться к минус бесконечности. Учитывая, что все входные значения ограничены диапазоном $x \in [0,1]$, к бесконечности в процессе обучения будут стремиться весовые коэффициенты нейросети w_{ij} . Для обеспечения устойчивости обучения нейросети подобной ситуации необходимо избегать. Небольшая модификация учебных данных позволяет полностью решить указанную проблему [5]. Вместо строгих нулей и единиц в целевых значениях следует использовать значения, которые немного от них отличаются. Например, для параметра У2 в качестве целевых значений в алгоритм обучения подается вектор [0,010 0,010 0,990 0,010]. Такой подход делает процесс обучения устойчивым и ограничивает рост весовых коэффициентов нейросети. Тогда среднее квадратичное отклонение полученного ответа от требуемого в приведенном ранее примере составит уже **0,009**.

Результаты апробации нейросетевого анализа процесса отделения ББ

Апробация обученной нейросети к анализу процесса отделения боковых блоков проведена с использованием телеметрической информации (ТМИ) тех пусков РН, которые не использовались в ее обучении. В таблицах 1–3 в качестве примера приведены результаты оценки нейросетью параметров ПВ, У1, У2 РН «Союз-ФГ», выведившей 11.10.2018 г. пилотируемый корабль «Союз МС-10». Напомним, что это выведение закончилось аварией ракеты-носителя вследствие нештатного отделения блока Д [1].

Таблица 1

Оценка параметров ПВ 11.10.2018 г.

	Соответствие ПВ	Соответствие У1	Соответствие У2	Несоответствие	Ошибка
ПВб	0,974	0,002	0,020	0,026	0,026
ПВв	0,976	0,002	0,019	0,026	0,024
ПВг	0,979	0,002	0,016	0,025	0,022
ПВд	0,562	0,004	0,031	0,351	0,548

Таблица 2

Оценка параметров У1 11.10.2018 г.

	Соответствие ПВ	Соответствие У1	Соответствие У2	Несоответствие	Ошибка
У1б	0,003	0,976	0,011	0,030	0,025
У1в	0,003	0,977	0,011	0,030	0,025
У1г	0,003	0,976	0,010	0,040	0,034
У1д	0,005	0,918	0,010	0,132	0,142

Таблица 3

Оценка параметров У2 11.10.2018 г.

	Соответствие ПВ	Соответствие У1	Соответствие У2	Несоответствие	Ошибка
У2б	0,017	0,002	0,982	0,017	0,014
У2в	0,017	0,002	0,984	0,017	0,013
У2г	0,016	0,002	0,982	0,018	0,015
У2д	0,977	0,001	0,035	0,014	1,359

Анализ приведенных данных показал, что нейросеть достоверно диагностирует нештатное поведение параметров ПВ, У1, У2 блока «Д» и штатное поведение параметров остальных блоков. В частности, значения параметра У2д нейросеть сочла более похожими на поведение параметра ПВ, а не У2. Напомним, что под ошибкой понимается среднее квадратичное отклонение полученного ответа от требуемого. Порог срабатывания нейросети подбирается опытным путем. В данном случае сформированная нейросетью ошибка при превышении порога в 0,100 считается индикацией существенного отклонения от среднеопытного поведения.

Оценка результатов нейросетевого анализа для пуска 11.10.2018 г. проведена с использованием опытных графиков параметров. На рисунке 6 приведены графики четырех параметров У2; вертикальной линией отмечен момент регистрации команды ВОД, начиная с которой выполняется работа нейросети. Поведение всех параметров, кроме У2д, схоже. Поведение У2д начиная с некоторого момента времени имеет иной характер. При этом поведение параметра У2д в определенной мере соответствует штатному поведению параметров ПВ (рис. 2а), что фиксирует нейросеть (таблица 3).



Рис. 6. Графики параметров У2 отделения ББ РН «Союз-ФГ» 11.10.2018 г.

Таким образом, в приведенном примере нейросеть однозначно диагностировала соответствие поведения параметров отделения блоков «Б», «В», «Г» среднеопытному и аномальное поведение параметров отделения блока «Д».

Для пусков РН «Союз-ФГ», выполненных штатно, созданная нейросеть диагностирует соответствие поведения рассматриваемых параметров среднеопытному с уровнем ошибки 0,013–0,054. Кроме того, нейросеть дает столь же точные результаты на измерениях, полученных при пусках РН «Союз-2», поскольку на указанных ракетах механизм отделения боковых блоков и способ измерения этого процесса идентичны.

Проведем оценку устойчивости работы обученной нейросети к входным данным. В качестве эксперимента модифицируем входные данные с одного из пусков, выполнив небольшой сдвиг по времени команды ВОД (что эквивалентно преждевременному либо задержанному срабатыванию процесса, регистрируемого каждым из контролируемых параметров). На рисунке 7 приведен график результатов оценки нейросетью параметров ПВд, У1д, У2д в зависимости от выполненного временного сдвига. График подтверждает устойчивость работы нейросети и выявление наибольшего сходства с эталоном при своевременном прохождении процесса отделения ББ от ЦБ.

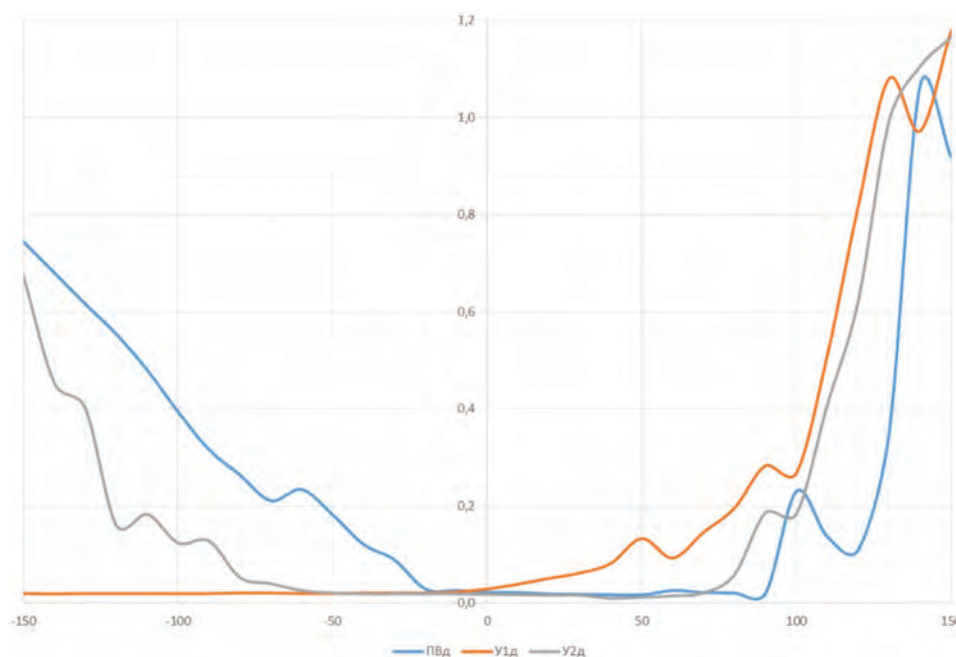


Рис. 7. Графики результатов оценки нейросетью параметров ПВд, У1д, У2д в зависимости от временного смещения данных

Значимые результаты были получены в результате применения созданной нейросети к анализу ТМИ РН «Союз-2» при выведении транспортного грузового корабля (ТГК) «Прогресс МС-09» 10.07.2018 г.: по параметру ПВв нейросеть диагностирует нештатное отделение блока «В» (табл. 4). Анализ графика ПВв, приведенного на рисунке 8, подтверждает существенно более позднее открытие сопла бака окислителя (момент изменения угла наклона кривой). Анализ видеоинформации от бортовой системы видеоконтроля для указанного пуска затруднен, поскольку пуск выполнялся в ночное время, и очертания составных частей ракеты, освещаемых лишь пламенем от двигателей, плохо различимы. Тем не менее, по полученным изображениям можно констатировать, что носовая часть блока «В» к моменту открытия сопла бака окислителя проходила в опасной близости от ЦБ РН.

Таблица 4

Оценка параметров ПВ для пуска 10.07.2018 г.

	Соответствие ПВ	Соответствие У1	Соответствие У2	Несоответствие	Ошибка
ПВб	0,950	0,000	0,013	0,000	0,081
ПВв	0,425	0,002	0,025	0,492	0,743
ПВг	0,931	0,000	0,011	0,137	0,141
ПВд	0,976	0,000	0,022	0,024	0,025

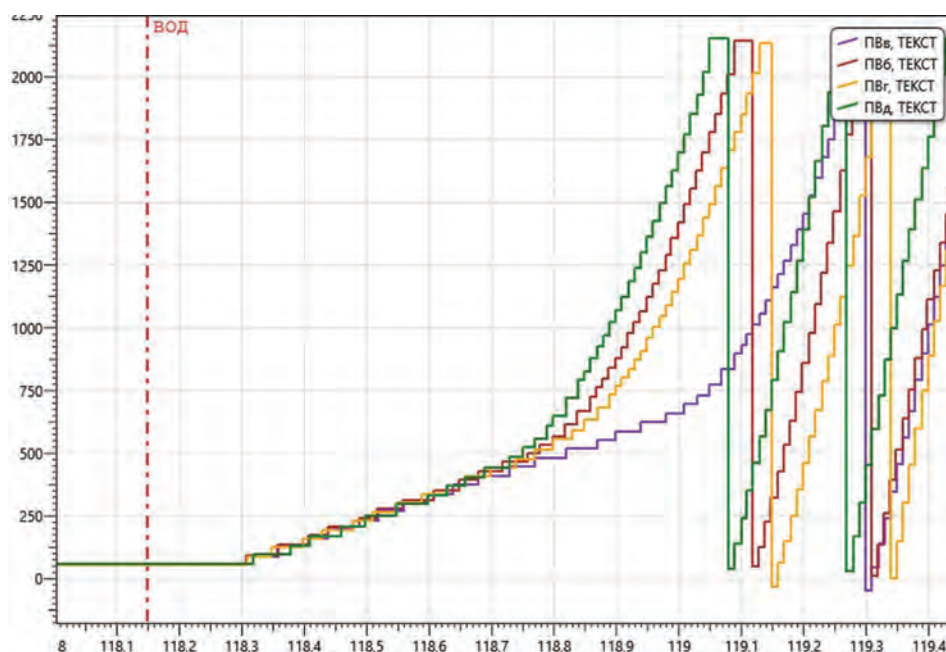


Рис. 8. Параметры ПВ для пуска 10.07.2018 г.

Таким образом, учитывая, что пуск РН «Союз-2» при выведении ТГК «Прогресс МС-09» 10.07.2018 г. непосредственно предшествовал аварийному пуску РН «Союз-ФГ» с ТПК «Союз МС-10» 11.10.2018 г., можно утверждать, что применение нейросетевого анализа для автоматизированного анализа процесса отделения боковых блоков РН типа «Союз» позволило выявить предвестник случившейся аварии, и внедрение методов искусственного интеллекта безусловно позволит избежать аварийных ситуаций в будущем.

Выводы

Описанный в данной работе подход к использованию нейросетей как элементов искусственного интеллекта для автоматизированного анализа динамических процессов функционирования систем ракет-носителей лег в основу разработки методики автоматизированного анализа процесса отделения боковых блоков РН типа «Союз». Использование дополнительного нейрона выходного слоя нейросети позволило при решении поставленных задач сделать обучение более устойчивым, а также своевременно диагностировать отсутствие изменения сигнала, что является важным фактором в оперативном анализе.

Обученная нейросеть показала хорошие результаты при оценке новых данных, достоверно диагностируя штатное либо аномальное поведение телеметрических параметров. В процессе запусков ТПК «Союз МС-13» и «Союз МС-15» в 2019 году нейросеть успешно отработала и диагностировала штатное отделение ББ РН по телеметрической информации, поступающей в реальном времени. Нейросеть диагностировала нештатное отделение блока «Д» при аварийном запуске ТПК «Союз МС-10» и выявила предвестник этой аварии при пуске ТГК «Прогресс МС-09».

Результаты проведенного исследования могут быть использованы при создании систем углубленного анализа летно-технических характеристик ракет космического назначения, а также систем анализа динамических процессов на автоматических и пилотируемых космических аппаратах.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] ГК «Роскосмос». Пресс-конференция по результатам работы Госкомиссии по определению причин нештатной ситуации, произошедшей 11 октября 2018 года. <https://www.roscosmos.ru/25664/>.
- [2] Некоторые подробности о разделении первой и второй ступеней советских/российских ракет пакетной схемы. https://kik-sssr.ru/IP_4_Turatam_old_Razdel_1.htm.
- [3] Матюшин М.М., Титов А.М. Теоретические основы обработки телеметрической информации. – М.: Машиностроение, 2018. – 508 с.
- [4] Рашид Т. Создаем нейронную сеть. – СПб.: ООО «Альфа-книга», 2017. – 272 с.
- [5] Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. 3 изд. – Pearson Education, New Jersey, 2009. – p. 906.

- [6] Winderton. Машинное обучение. Создание нейронной сети. <https://www.youtube.com/watch?v=CtIHxItrvbk>.

REFERENCES

- [1] SC “Roscosmosoc”. Press conference on the results of the work of the State Commission to determine the causes of the emergency that occurred on October 11, 2018 <https://www.roscosmos.ru/25664/>.
- [2] Some details on the separation of the first and second stages of Soviet / Russian lateral-starting missiles. https://kik-sssr.ru/IP_4_Turatam_old_Razdel_1.htm.
- [3] Matushin M.M., Titov A.M. Theoretical foundations of telemetry information processing. – Moscow: Mashinostroenie, 2018. – p. 508.
- [4] Rashid T. Creating a neural network. – St. Petersburg: LLC Alfa-kniga, 2017. – p. 272.
- [5] Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. 3 edit. – Pearson Education, New Jersey, 2009. – p. 906.
- [6] Winderton. Computer-aided learning. Neural network designing. <https://www.youtube.com/watch?v=CtIHxItrvbk>.