

УДК 658.562.6:04.032.26 (06)

Ю. Г. Емельянова, А. А. Талалаев, В. П. Фраленко,
В. М. Хачумов

Нейросетевой метод обнаружения неисправностей в космических подсистемах

Аннотация. Рассмотрены вопросы контроля космических подсистем на основе нейросетевого подхода. Обнаружение неисправности сведено к задаче распознавания двух классов «исправно», «неисправно». Проведен сравнительный анализ качества контроля с применением перцептрона и вероятностной нейронной сети (ВНС). Показано, что ВНС достаточно уверенно разделяет ситуацию на два класса и может быть использована для решения задачи.

1. Введение

Вопросам обеспечения работоспособности космических подсистем за счет комплексных средств контроля и диагностики уделяется самое серьезное внимание [1]. Под диагностикой обычно понимают установление технического состояния объектов, выявление дефектов и измерение их параметров, обнаружение и прогнозирование развития нештатных ситуаций (НШС). Естественно, речь идет об измерении параметров способами, не ухудшающими последующую эксплуатационную пригодность и надежность подсистемы. Эффективность методов контроля и диагностики зависит от используемой концептуальной модели предметной области. Применительно к объектам космической отрасли диагностика может рассматриваться, например, как измерение параметров текущего состояния объекта, определение ситуации и прогнозирование надежности работы подсистем на основе знаний экспертов [2].

Целью настоящей работы является обнаружение отклонений в работе бортовых и наземных станциях командно-измерительных систем (ИС КИС) на основе искусственных нейронных сетей (ИНС).

Работа выполнена при финансовой поддержке Программы Союзного государства «Космос-НТ» (проект «Нейросеть»).

2. Постановка задачи

Сформулируем задачу обнаружения отклонений в работе технической системы как задачу распознавания. Задача распознавания [3] формулируется следующим образом. Пусть дано множество M объектов $\{\omega_i\}$; на этом множестве имеется разбиение на конечное число подмножеств (классов) Ω_k , $k = \overline{1, m}$, $\bigcup_{k=1}^m \Omega_k = M$. Каждый класс Ω_k имеет внутреннюю структуру, например, в виде некоторого множества объектов-эталонов. Объекты задаются значениями некоторых признаков x_j , $j = \overline{1, N}$ (этот набор всегда один и тот же для всех объектов, рассматриваемых при решении задачи). Совокупность значений признаков x_j определяет описание каждого объекта $I(\omega) = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$. Информация о вхождении некоторого объекта ω в какой-либо класс представляется в виде информационного вектора $I(\omega) = \{I_1(\omega), I_2(\omega), \dots, I_m(\omega)\}$, где $I_k(\omega)$ несет информацию о принадлежности объекта ω к классу Ω_k :

$$(1) \quad I_k(\omega) = \begin{cases} 1, \omega \in \Omega_k, \\ 0, \omega \notin \Omega_k, \\ -, \text{ если неизвестно } \omega \in \Omega_k \text{ или } \omega \notin \Omega_k. \end{cases}$$

Решение о принадлежности объекта ω классу Ω_k принимается на основе сравнения расстояний между объектом и классами. К мерам расстояний при этом не предъявляется жестких требований. К предложенной Журавлевым Ю.И. [3] схеме распознавания можно свести множество возможных постановок задач контроля и диагностики.

Покажем это на примере постановки задачи контроля сеанса связи центра управления полетом (ЦУП) с Абонентом, в качестве которой выступает НС КИС. При взаимодействии ЦУП с Абонентом происходит обмен директивами. Инициатором выдачи директив может быть только ЦУП. Все директивы и инициативные сообщения (ИС) квитируются получателем. Инициативные сообщения и квитанции выдаются Абонентом на фоне передаваемой информации функционального контроля (ИФКТ) с тактом 1 сек. В поле заголовка квитанции Code вводится код квитанции, в поле NPrm — номер последнего принятого пакета. В структуре информации обратного канала (ИОК) в поле Code содержится одно из трех значений: 1, 2 или 0.

Целью контроля является определение аварийной ситуации при выполнении набора правил. Алгоритм выявления НШС — потери

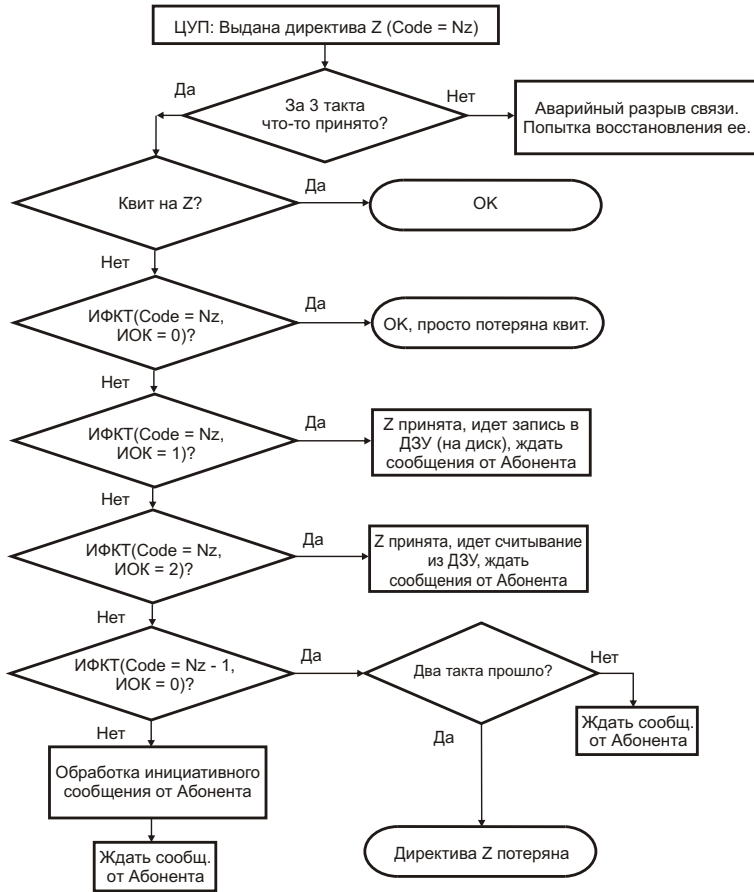


Рис. 1. Алгоритм слежения ЦУП за прохождением данных

связи с ЦУП представлен на рис. 1. Код выданной директивы обозначен как Z , а код квитанции — как N_z .

Представленный алгоритм, предполагает одновременное измерение значений ряда признаков и их проверку на соответствие определенным условиям, выполнение или невыполнение которых кодируется соответственно как «1» и «0». Для дальнейшего анализа ситуаций удобно формализовать алгоритм в виде табл. 1.

ТАБЛИЦА 1. Формализация алгоритма контроля сеанса связи ЦУП с Абонентом (НС КИС)

№ п/п	Наименование ситуации	Признаки								
		1	2	3	4	5	6	7	8	
		В течение 3-х тактов принято сообщение	Получена квитанция на Z	Code = 0, NPrm = 0	Code = Nz, ИОК = 0	Code = Nz, ИОК = 1	Code = Nz, ИОК = 2	Code = Nz-1, ИОК = 0	Число пройденных тактов ≥ 2	Номер класса
1	Связь только что установлена	1	0	1	0	0	0	0	0	1
2	Нормальная передача	1	1	0	0	0	0	0	0	1
3	Z принята, идет запись на диск, ждать сообщения от Абонента	1	0	0	0	1	0	0	0	1
4	Z принята, идет считывание с диска ждать сообщения от Абонента	1	0	0	0	0	1	0	0	1
5	Ожидание сообщения от Абонента	1	0	0	0	0	0	1	0	1
6	Обработка инициативного сообщения от Абонента	1	0	0	0	0	0	0	0	1
7	Аварийный разрыв связи	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	Потеряна квитанция	1	0	0	1	0	0	0	0	0
9	Директива Z потеряна	1	0	0	0	0	0	1	1	0

Каждая строка табл. 1 описывает прецедент с известным исходом. В соответствии с таблицей прецедентов имеем два класса «1» — нет потери связи, «0» — связь потеряна. Заметим что:

- табл. 1 содержит лишь выборочные данные о процессе, т.е. не является полной;
- при распознавании часть признаков может быть неизвестна, т.е. принимать значение «-».

Задача решается при следующих условиях:

- предполагается, что выпадение значений «0» или «1» для всех признаков равновероятно;
- если на входе величина признака неизвестна (не задана) то на вход подается величина равная 0.5;
- если величина признака в эталонном векторе не задана (не существенна), то вероятность совпадения признака на входе и в эталоне принимаем равной 1;
- для удобства работы с ИНС введены два порога: «0» соответствует порог 0.25, а «1» — 0.75.

Таким образом, имеем соответствие условиям задачи (1) и, следовательно, можем формулировать задачу определения неисправности как задачу распознавания. Далее следует проверить, может ли ИНС быть обучена на основе данных таблицы (обучающей выборки) для выявления одного из двух возможных исходов.

3. Исследование возможностей нейронных сетей

Для решения задачи (1) целесообразно использовать принцип логико-вероятностного распознавания, реализуемый на основе соответствующей вероятностной нейронной сети (ВНС) [4]. ВНС требует для своего обучения знания параметров плотности распределения вероятности: математических ожиданий значений признаков и дисперсии. Основные идеи обучения ВНС изложены в работе [5]. С другой стороны задача логического распознавания ситуации может быть решена однослойным или двухслойным перцептроном. Возможности обучения ИНС логическим функциям генетическим алгоритмом описаны, например, в работе [6].

3.1. Вероятностная нейронная сеть

Для правильного функционирования вероятностной нейронной сети (ВНС) необходимо найти статистические параметры распределения вероятности [1]. С этой целью воспользуемся данными табл. 1.

Определяем вектор математических ожиданий M_p признаков для каждого класса P обучающей выборки (средние значения признаков):

$$(2) \quad M_p^i = \frac{\sum_{k=1}^{Q_p} P_k^i}{Q_p},$$

где: M_p^i — математическое ожидание i -го признака эталонных векторов класса P ; Q_p — число эталонных векторов в классе P ; P_k^i — i -ый признак эталонного вектора с номером k из класса P .

Находим значения дисперсий D_A :

$$(3) \quad D_A = \frac{\sum_{i=1}^h (M_p^i - A_i)^2}{h},$$

где: h — число признаков эталонов обучающей выборки; A_i — i -ый признак эталонного вектора A .

Рассмотрим ВНС «с усреднением» (рис. 2а), у которой расстояние от подаваемого на вход вектора $X(x_0, \dots, x_n)$ до класса P есть среднее расстояние до эталонных векторов этого класса.

Функция активации имеет следующий вид:

$$(4) \quad f_p = \frac{\sum_{k=1}^{Q_p} S_{P_k}}{Q_p}.$$

f_p — вероятность того, что входной вектор A принадлежит к классу

P , S_{P_k} вычисляется по формуле $S_{P_k} = \exp\left(\frac{\sum_{i=1}^h (P_k^i - A_i)^2}{-2D_{P_k}h}\right)$, где D_{P_k} — дисперсия эталонного вектора с номером из класса P .

Альтернативный подход к построению ВНС не предполагает измерения среднего расстояния до эталонных векторов. Соответствующая структура сети представлена на рис. 2b.

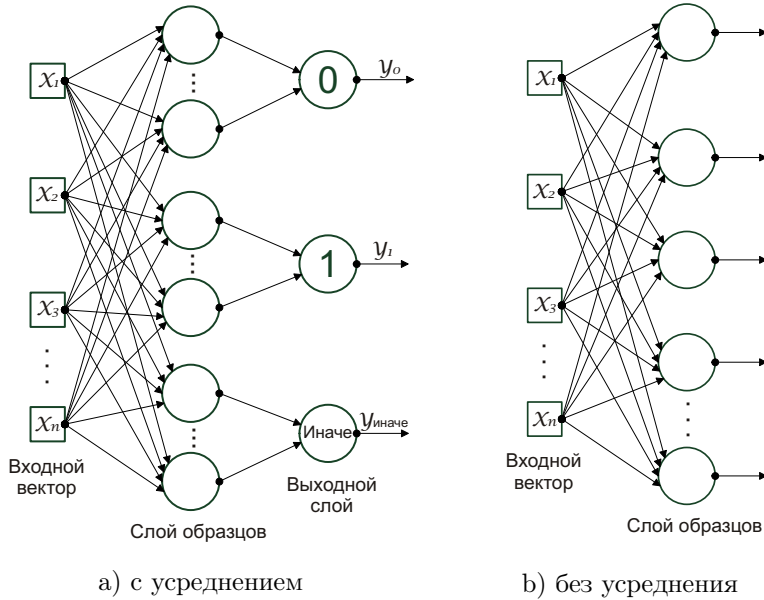


Рис. 2. Архитектура вероятностной сети

Здесь функция активации f_p вычисляется по следующей формуле:

$$(5) \quad f_p = \max_{k=1 \dots Q_P} \{S_{P_k}\}.$$

На вход нейронной сети подается вектор $X(x_0, \dots, x_n)$, а на выходе получаем вектор $Y(y_0, \dots, y_m)$ в соответствии с необходимым преобразованием $X \rightarrow Y$. Номер j , для которого выход y_j максимален, соответствует номеру класса.

3.2. Однослойный и двухслойный перцептроны

Перцептрон работает с входными векторами из чисел 0.25, 0.75 и 0.5, которые соответствуют нулю, единице и ситуации когда величина признака неизвестна. Перцептрон представляет собой однослойную нейронную сеть (рис. 3), в которой количество нейронов равно числу классов. Альтернативой служит двухслойная полносвязная ИНС прямого распространения (двухслойный перцептрон), представленная на рис. 4.

Функция активации однослойного перцептрона имеет вид линейного скачка:

$$(6) \quad f(s) = \begin{cases} 1, & \text{если } s \geq 1, \\ (s + 1)/2, & \text{если } -1 < s < 1, \\ 0, & \text{если } s \leq -1. \end{cases}$$

Настройка сети осуществляется по известному методу Видроу-Хоффа [4].

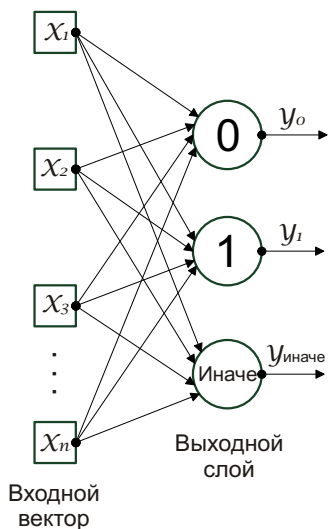


Рис. 3.
Однослойный перцептрон

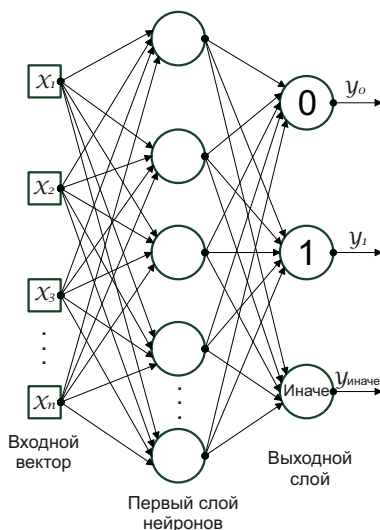


Рис. 4.
Двухслойный перцептрон

Обучение двухслойной сети проводилось методом обратного распространения ошибки с активационной функцией вида сигмоид (логистическая функция): $f(s_i) = \frac{1}{1+e^{-s_i}}$, где s_i рассматривается как взвешенная сумма всех входов нейрона i второго слоя. Для всех сетей прямого распространения результат определяют по максимальному выходному сигналу.

3.3. Результаты экспериментов

Помимо данных табл. 1 для обучения были использованы также другие вектора в соответствии с алгоритмом (рис. 1), у которых «-»-значение может быть «0» или «1». Дополнительные вектора приведены в табл. 2.

ТАБЛИЦА 2. Дополнительные обучающие вектора

Наименование ситуации при выполнении обработки инициативного сообщения от Абонента	Признаки	Номер класса: 1 — норма, 0 — авария
Связь только что установлена	1 0 - 0 0 0 0 0	1
Нормальная передача	1 - 0 0 0 0 0 0	1
Z принята, идет запись на диск, ждать сообщения от Абонента	1 0 0 0 - 0 0 0	1
Z принята, идет считывание с диска, ждать сообщения от Абонента	1 0 0 0 0 - 0 0	1
Ожидание сообщения от Абонента	1 0 0 0 0 0 - 0	1

Нейронные сети после обучения на данных табл. 1 и табл. 2 были протестированы как на данных из обучающей выборки, так и на случайных векторах, определенных на полном множестве всех возможных перестановок «0», «1» и «-». Полученные результаты отражены в сводной табл. 3.

Из табл. 3 видно, что однослойный перцептрон в целом не справился с поставленной задачей. Двухслойный перцептрон, обучаясь лишь на эталонных векторах, однозначно выделяет их из всего множества. Наилучшие показатели у ВНР без усреднения, в то время как сеть с усреднением не справилась со вторым режимом работы.

ТАБЛИЦА 3. Результаты экспериментов по обучению ИНС и распознаванию ситуаций

Тип ИНС	Режим тестирования ИНС			
	Режим 1 (выходы 0, 1)		Режим 2 (выходы 0, 1, «иначе»)	
	Успешное обучение по табл. 1 и табл. 2	Наличие ошибок распознавания эталонных и случайных векторов	Успешное обучение на полном наборе векторов	Наличие ошибок распознавания эталонных и случайных векторов
Вероятностная сеть без усреднения	Да	Нет	Да	Нет
Вероятностная сеть с усреднением	Да	Да	Да	Да
Однослойный персептрон	Да	Да	Нет	Да
Двухслойный персептрон	Да	Нет	Нет	Да

4. Заключение

В настоящей работе рассмотрена задача обнаружения неисправностей в функционировании космических подсистем как составная часть задачи диагностики. Экспериментально показано, что ИНС способны достаточно уверенно разделять ситуацию на два класса («исправно», «неисправно»), т.е. фактически решать задачу контроля. Техническая диагностика подсистем подразумевает выделение существенно большего числа классов. Однако есть уверенность в том, что и она может быть решена по приведенной схеме: построение таблиц прецедентов, обучение ИНС, распознавание.

Список литературы

- [1] Большая космическая энциклопедия. — <http://kosmos.claw.ru/>. ↑1, 3.1
- [2] Смирнов С. В. Анализ и прогнозирование надежности аппаратуры наземных станций командно-измерительных систем. Авиакосмическое приборостроение, №1, 2008. — 27-32 с. ↑1

- [3] Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации. Проблемы кибернетики. — Т. **33**, 1978. — 5-68 с. ↑[2](#), [2](#)
- [4] Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. — 288 с. ↑[3](#), [3.2](#)
- [5] Specht D.F. Probabilistic neural networks for classification, mapping or associative memory. In Proceedings of IEEE international conference neural networks (vol. 1), 1988. — 525-532 с. ↑[3](#)
- [6] Хачумов В. М. Логические элементы на нейронах. Материалы IX Международной конференции «Интеллектуальные системы и компьютерные науки», - том 1, часть 2. — М.: Издательство механико-математического факультета МГУ, 2006. — 297-300 с. ↑[3](#)

ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ЦЕНТР ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ИПС РАН

ИНСТИТУТ СИСТЕМНОГО АНАЛИЗА РАН

J. G. Emelynova, A. A. Talalaev, V. P. Fralenko, V. M. Khachumov. *Failure detection in space subsystems based on artificial neural networks* // Proceedings of Program Systems institute scientific conference "Program systems: Theory and applications". — Pereslavl-Zalesskij, v. **1**, 2009. — p. 133-143. — ISBN 978-5-901795-16-3 (*in Russian*).

ABSTRACT. Some issues of space subsystems control based on artificial neural network are considered in the paper. Failure detection is simply a problem of recognition of two classes: "correct" and "failure". Implying perception and a Probabilistic Neural Network (PNN) the comparative analysis of quality of the control is carried out. It has been established that PNN confidently enough divides the situation into two classes and can be used in problem solving.