

11. Patton Andrew J. Modelling time-varying exchange rate dependence using the conditional copula. *Discussion Paper 2001-09*. San Diego, University of California, 2001. 51 p.
12. The R Project for Statistical Computing. Available at: <http://r-project.org> (accessed 5 December 2013).
13. Wu F., Valdez E., Sherris M. Simulating Exchangeable Multivariate Archimedean Copulas and its Applications. Institute of Actuaries of Australia, 2006. 18 p.

УДК 621.3

АЛГОРИТМИЗАЦИЯ РАБОТЫ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА И КОНТРОЛЯ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ СТЕПЕНИ ПОВРЕЖДЕНИЯ ТЕХНИЧЕСКИ СЛОЖНЫХ ОБЪЕКТОВ

Статья поступила в редакцию 19.02.2014, в окончательном варианте 24.02.2014.

Савочкин Александр Евгеньевич, аспирант, Пензенский государственный технологический университет, 440039, Российская Федерация, г. Пенза, проезд Байдукова / ул. Гагарина, д. 1а/11, e-mail: aebrat@mail.ru

Цель статьи – разработка и апробация алгоритма решения задач идентификации состояния технически сложных объектов (ТСО). Автором рассмотрена общая архитектура систем мониторинга и контроля ТСО (СМиК ТСО), представляющих собой обобщенное, единое решение платформенного уровня, объединяющее архитектуру данных, архитектуру приложений в рамках иерархической интегрированной архитектуры. Предложена модернизированная структурная схема СМиК ТСО, включающая блок нейросетевой идентификации. В рамках выполненных исследований для входного сигнала с ТСО были выбраны методы обработки, оптимальный алгоритм фильтрации, опробованы архитектуры многослойных нейронных сетей, проведено тестирование и оценка точности результатов идентификации. Затем была выбрана оптимальная архитектура искусственной нейронной сети (ИНС). Путем моделирования ИНС была выявлена степень повреждения ТСО для нескольких тестовых сигналов; проведены проверки полученных результатов на точность и адекватность. Они показали высокие идентификационные способности использованной ИНС.

Ключевые слова: прогнозирование, алгоритм, фильтрация, технически сложные объекты, интеллектуальный анализ данных, нейронная сеть, нейровычисления, идентификация

ALGORITHMIZATION OF SYSTEM OPERATION OF MONITORING AND CONTROL FOR SOLUTION OF IDENTIFICATION TASKS OF DAMAGE LEVEL OF TECHNICALLY COMPLEX OBJECTS

Savochkin Alexandr Ye., post-graduate student, Penza State Technological University, 1a/11 pr. Baidukova / ul. Gagarina, Penza, 440039, Russian Federation, e-mail: aebrat@mail.ru

The purpose of this article is to develop algorithm of the solution of identification's tasks of a TCO's status was set, the author considered a system architecture of monitoring and monitoring of technically difficult objects – SMAC TCO – the generalized, single solution of platform level integrating architecture of data, architecture of applications within the hierarchical integrated architecture. During writing of article the upgraded skeleton diagram of SMAC TCO which is turning on the unit of neural network identification was offered. Within the conducted researches the input signal with TCO was processed, selected optimum algorithm of filtering, architecture of multi-layer neural networks were tested, testing and an assessment of accuracy of results of identification was held. After that the optimum architecture of the artificial neural network was selected. By means of simulation of NN TCO (S) damage level for several test signals was revealed and inspections on the accuracy and adequacy are carried out. They testify to high identification abilities of used NN.

Keywords: forecasting, algorithm, filtering, technically difficult objects, data mining, neural network, neuro computing, identification

Сегодня наиболее эффективными способами диагностики аварийных ситуаций на технически сложных объектах (ТСО) являются мониторинг и идентификация их технического состояния. Для ТСО, подверженных риску повреждений от внешних факторов (на данном этапе будем рассматривать только внешние факторы, подразумевая, что в дальнейших исследованиях обратимся и к внутренним; таким образом, в данной работе будем рассматривать идеальную ситуацию, в которой значимые внутренние факторы отсутствуют), контроль технического состояния, грамотный анализ полученных при этом данных, своевременное принятие корректирующих мероприятий обязательны в течение всего периода возможного проявления внешних воздействий. Для решения такого рода задач разрабатываются информационно-измерительные системы (ИИС) ТСО. Создание современных ИИС ТСО позволит устранить отставание России в области средств измерений, контроля, диагностики и мониторинга технического состояния ТСО. Цель данной работы – создание алгоритма работы СМиК ТСО для решения задач идентификации степени повреждения ТСО (параметр S). Он может принимать такие значения [5]:

- отсутствие повреждений (соответствует $S = 0$ для искусственной нейронной сети (ИНС));
- легкие повреждения ($S = 1$ для ИНС);
- умеренные повреждения ($S = 2$ для ИНС);
- тяжелые повреждения ($S = 3$ для ИНС).

При этом очевидно, что мониторинг и контроль параметров должны носить систематический характер и позволять оценивать происходящие изменения на основе количественных критериев, т.е. базироваться на процедурах выявления соответствия значений, получаемых с мониторинговых датчиков, установленных на ТСО, нормативным требованиям. Трудность решения задач идентификации состояния ТСО по результатам мониторинга параметров определяется сложностью и нелинейностью моделей ТСО, образующих их физических объектов; погрешностями измерения параметров; большими объемами вычислений [3].

Рассмотрим алгоритм работы СМиК ТСО. В целом, архитектура таких систем представляет собой обобщенное, единое решение платформенного уровня, объединяющее архитектуру данных, архитектуру приложений в рамках иерархической интегрированной архитектуры. На рис. 1 представлена обобщенная структурная схема СМиК ТСО.

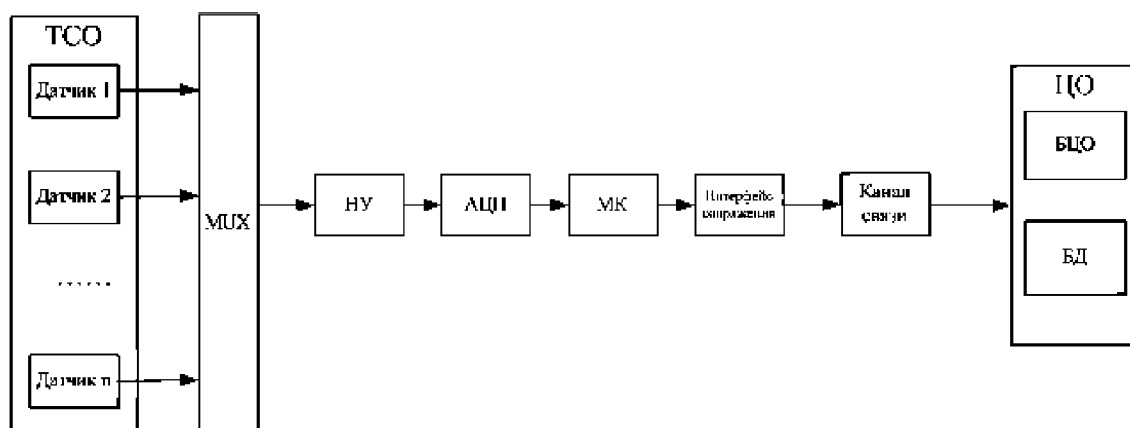


Рис. 1. Обобщенная структурная схема СМиК ТСО

Информация в виде сигналов, получаемая с использованием датчиков, в процессе обработки передается нормирующим усилителям (НУ), преобразующим входной сигнал в унифицированный. В качестве него выступает напряжение, которое в дальнейшем посредством аналого-цифрового преобразователя (АЦП) преобразуется в цифровой код. Последний, в свою очередь, обрабатывается и хранится в блоке цифровой обработки (БЦО). На схеме на рис. 1 также показаны промежуточные узлы системы: микроконтроллеры (МК), интерфейсы сопряжения, канал связи. Рассмотренная совокупность блоков представляет собой классическую обобщенную структуру многоканальной СМиК.

Конкретным объектом, использованным в исследовании, послужила база вибрационных сигналов (ВС) [3] и оценка воздействия уровня вибрации на высотные здания по общепризнанным стандартам [4, 5]. В качестве обучающей выборки для ИНС была использована база ВС с такими физическими характеристиками степени воздействия на ТСО: энергия возмущений; частоты; амплитуды возмущений; резонансные частоты. Наиболее приемлемый, в отношении частоты возмущения, будет оперировать не с самими значениями частот, а с их изменениями. В результате анализа ИНС будет определять параметр S – степень повреждения ТСО.

```
clc
Fs=44100;
nfft = 1024;
window = hanning(nfft);
noverlap = 512; % окно Хана, перекрытие 50%
[Gz,fz] = pwelch(rech_noise>window,noverlap,nfft,Fs); % оценка силы спектра преобразования
plot(fz(1:128),Gz(1:128));
title('Спектр мощности смеси, Gz');
xlabel('Частота, Гц');
ylabel('Уровень');
figure
[Gn,fn] = pwelch(n>window,noverlap,nfft,Fs); % оценка спектра помехи
plot(fn(1:128),Gn(1:128));
title('Спектр мощности помехи, Gn');
xlabel('Частота, Гц');
ylabel('Уровень');
figure
H=abs(1-Gn./Gz);
plot(fz(1:128),H(1:128));
title('Оценка АЧХ винеровского фильтра, H');
xlabel('Частота, Гц');
ylabel('Уровень');
f=fz/22050;
m=H;
a=fir2(34,f,m); % 34 порядок фильтра
[h,w]=freqz(a,1); % АЧХ синтезированного фильтра
figure
plot(w(1:180)*22050/pi,abs(h(1:180)));
title('АЧХ синтезированного винеровского фильтра, H');
xlabel('Частота, Гц');
ylabel('Уровень');
rech_denoise2 = filter(a,1,rech_noise).
```

Рис. 2. Листинг программного кода, обеспечивающий применение винеровского фильтра

Используемая база данных из 100 вибросигналов [11] прошла цифровую обработку. При этом были устранены шумовые помехи с помощью фильтров с конечной импульсной характеристикой (КИХ-фильтров) средствами Matlab. В данной работе для очистки сигнала от шума был применен винеровский фильтр, так как он менее подвержен влиянию помех и сингулярностей, обусловленных нулями передаточной функции искажающей системы [9]. Винеровский фильтр обеспечивает минимум дисперсии ошибки в задачах оптимального сглаживания и оптимального статистического предсказания. Для использования фильтра были заданы начальные параметры: число точечных характеристик F_s и частота дискретизации; смоделировано окно Хана, с перекрытием 50 %. С помощью функции `rwelch`, которая используется для преобразования Фурье, были заданы оценка силы спектра; дескриптор графического объекта (функция `figure`) – для построения спектра мощности помехи и оценки АЧХ винеровского фильтра.

Листинг программного кода фильтрации входного сигнала представлен на рис. 2.

Далее были заданы параметры проектируемого фильтра (рис. 3) в соответствии с полученными логарифмической амплитудной частотной характеристикой (ЛАЧХ) и фазо-частотной характеристикой (ФЧХ).

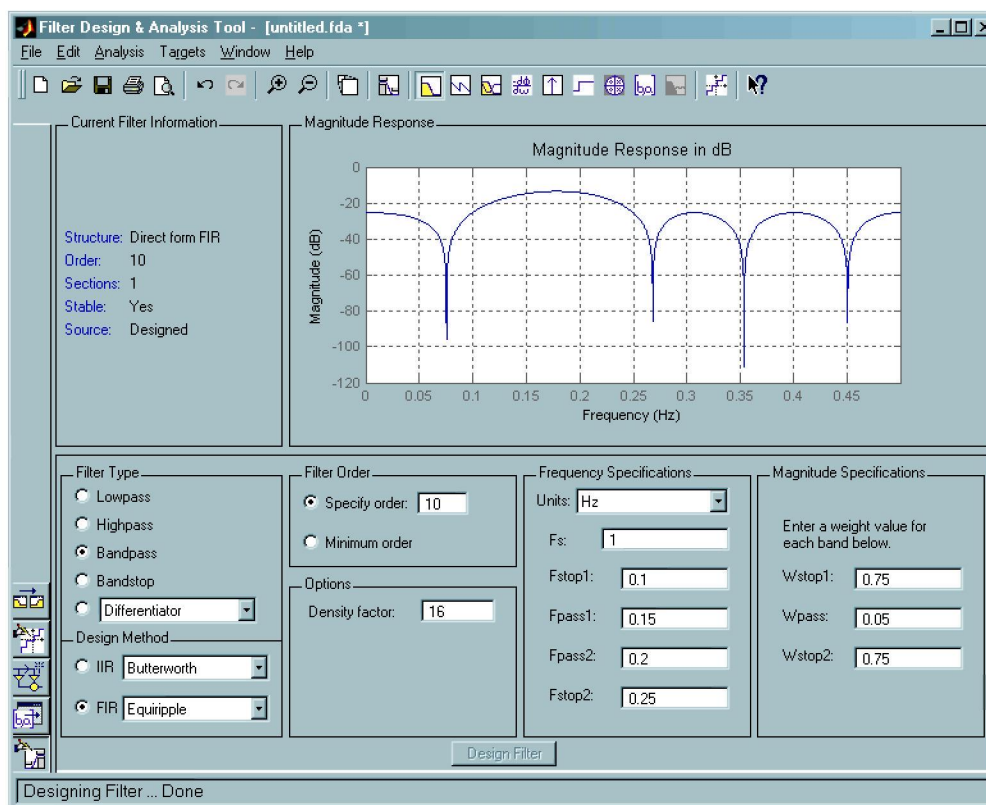


Рис. 3. Параметры проектируемого фильтра

На рис. 4 представлена амплитудно-частотная характеристика фильтра, а на рис. 5 – его фазо-частотная характеристика.

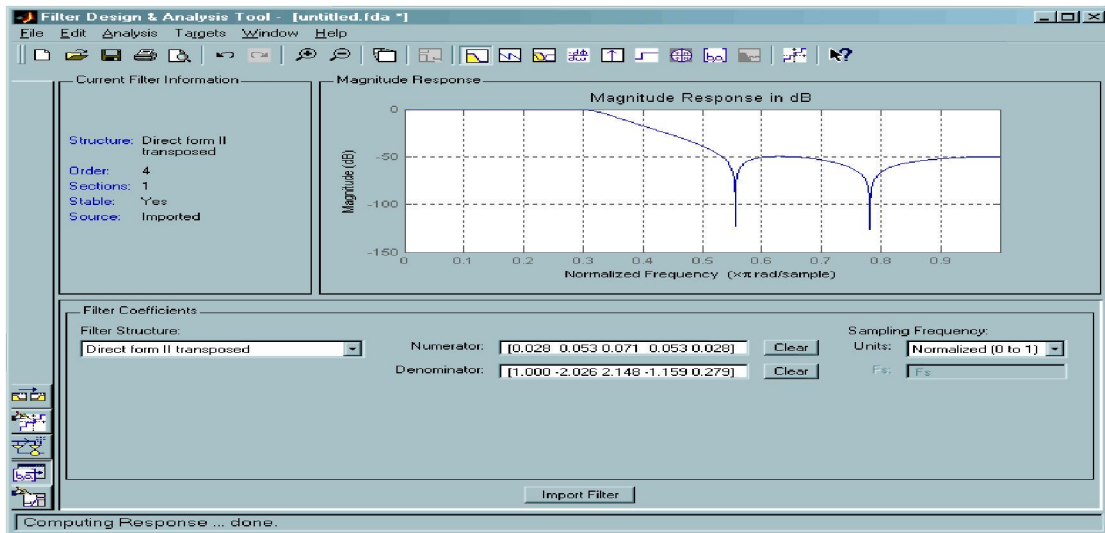


Рис. 4. Амплитудно-частотная характеристика фильтра

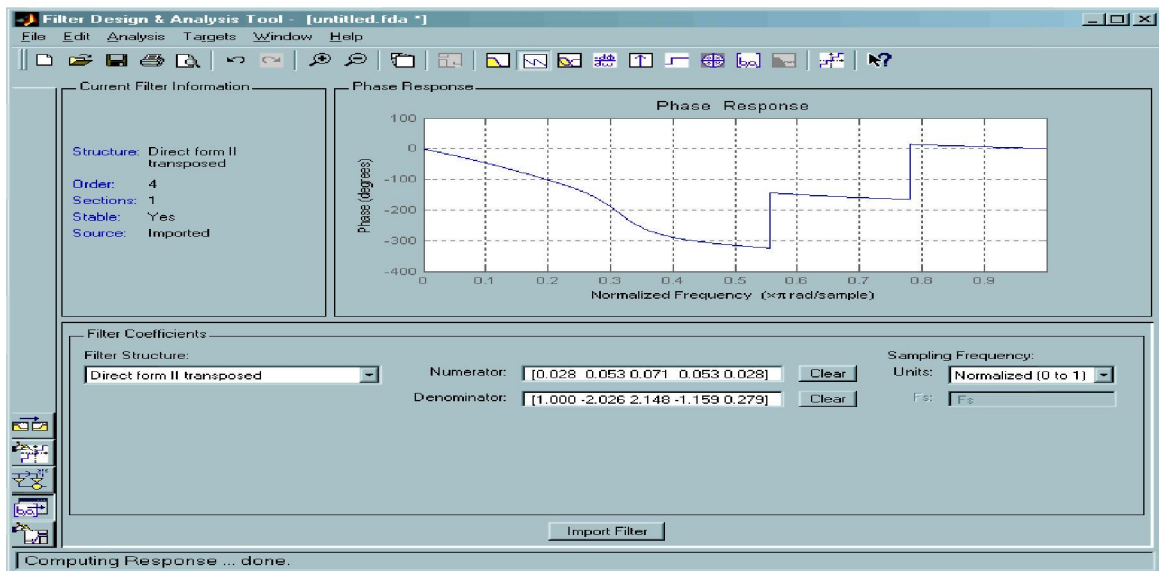


Рис. 5. Фазо-частотная характеристика

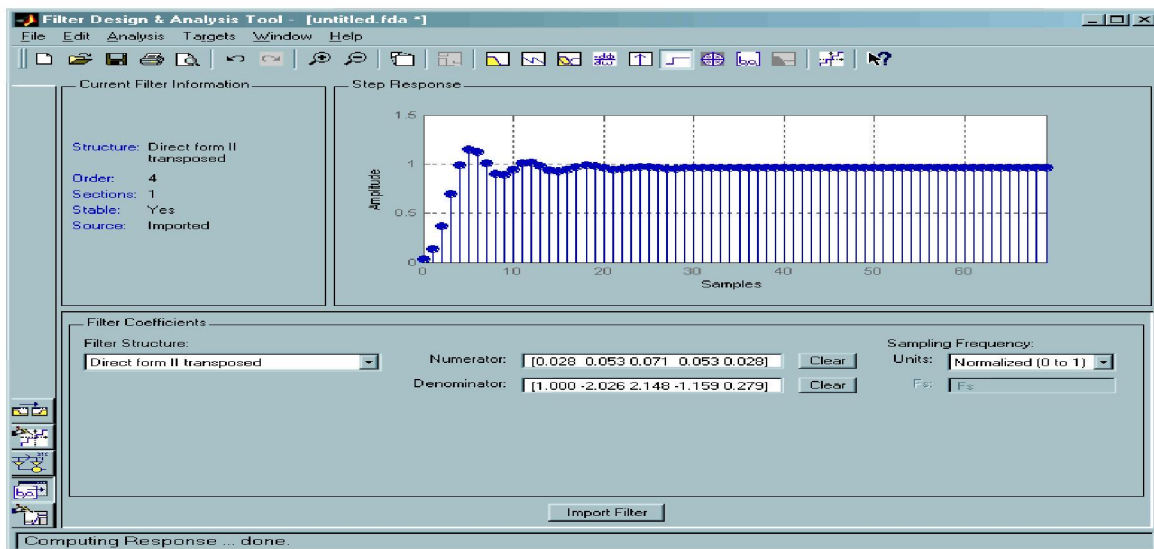


Рис. 6. Отклик на единичное воздействие

На рис. 7 представлен результат фильтрации входного сигнала.

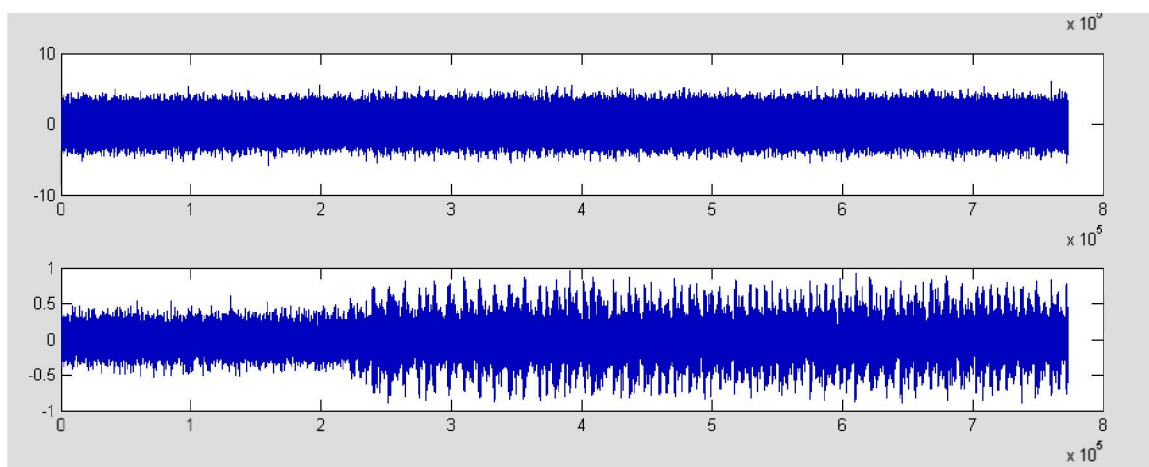


Рис. 7. Результат фильтрации (сверху вниз: зашумленный сигнал, шумы)

Таким образом, была проведена фильтрация сигналов, имеющих в базе [11].

Основным назначением системы, структура которой представлена на рис. 1, является выделение информативной составляющей на фоне неинформативной. Оптимальным в данном случае является использование нейросетевой подсистемы идентификации (ПИ), которая выполняет задачи отождествления (идентификации) поступившей информативной составляющей с одним из известных значений состояния «S». Реальное преимущество нейронных сетей (НС) заключается в их способности представлять как линейные, так и нелинейные отношения и обучаться на основе этих отношений [9]. В общем случае НС позволяют моделировать любые, в том числе нелинейные, зависимости – это как раз и необходимо для решения рассматриваемых задач идентификации. Поэтому в качестве инструмента идентификации степени повреждения ТСО и были выбраны НС.

Для решения задачи идентификации степени повреждения ТСО необходимо сформировать НС, провести процесс ее адаптации (обучения) на основе обучающей выборки и, загрузив реальные данные, получить конечный результат о состоянии объекта. Таким образом, модернизированная структура, представленная на рис. 8, должна включать блок ПИ.

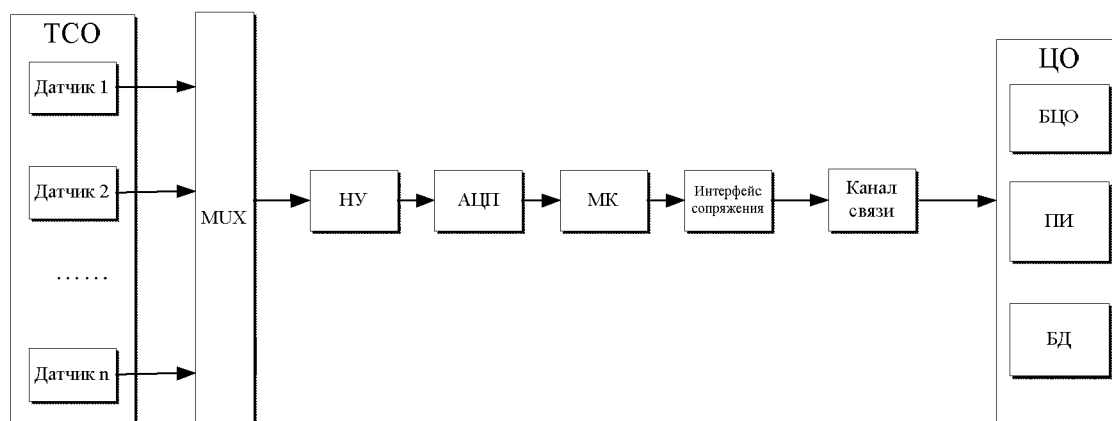


Рис. 8. Модернизированная структурная схема СМиК ТСО

Следовательно, алгоритм работы СМиК ТСО для решения задач идентификации степени повреждения ТСО должен включать несколько этапов проектирования с целью дальнейшей идентификации состояния исследуемого объекта по исходным данным: сбор данных для обучения; обработка данных; подготовка и нормализация данных (в данном случае очистка сигналов от помех); выбор архитектуры ИНС; экспериментальный подбор параметров обучения; собственно обучение ИНС; проверка адекватности обучения; корректировка параметров выборки и нейронной сети, окончательное обучение; верификация ИНС для дальнейшего использования, завершающий этап – идентификация состояния ТСО.

При обработке, информация, поступающая от датчиков в виде сигналов, передаётся нормирующим усилителям (НУ), которые преобразуют входной сигнал в унифицированный. В качестве него выступает напряжение, которое в дальнейшем посредством АЦП преобразуется в цифровой код. Этот код обрабатывается в блоке цифровой обработки (БЦО). На схеме также отмечены промежуточные узлы системы: микроконтроллеры (МК), интерфейсы сопряжения, канал связи. Рассмотренная совокупность блоков представляет собой классическую обобщенную структуру многоканальной СМиК.

Для получения ИНС был использован компонент «Нейросеть» (*NeuralBase*) аналитической платформы *Matlab*, предназначенной для создания законченных прикладных решений в области анализа данных. Режим «Нейросеть» позволяет сконструировать ИНС с заданной структурой, определить ее параметры и обучить с помощью одного из доступных в системе алгоритмов обучения. В результате получается программный эмулятор ИНС.

В рамках проведенных исследований архитектуры многослойных НС изменялись. С целью выявления оптимальной структуры ИНС проводилось тестирование и оценка точности результата идентификации по приведённым ниже формулам.

Среднеквадратическое отклонение между полученным результатом и реальными данными вычислялось по формуле [2, с. 139]:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \quad (1)$$

где x_i – i -ый элемент выборки; n – объём выборки; \bar{x} – среднее арифметическое выборки.

В табл. 2 приведены шесть вариантов результатов для различных ИНС, у которых среднеквадратичные ошибки (MSD) были минимальными.

Таблица 2

Значения MSD для различных архитектур ИНС

№ опыта	Кол-во слоев ИНС	Кол-во нейронов в слоях ИНС	Значение MSD для ИНС
1	3	3-3-3	1,22E-03
2	2	3-1	1,55E-03
3	2	3-3	1,70E-03
4	3	2-3-3	1,60E-04
5	3	3-2-1	1,20E-04
6	3	2-3-2	1,20E-03
7	2	2-2	1,90E-03
8	3	4-2-2	1,05E-04

Результаты расчётов показывают достаточно высокую точность идентификации, обеспечиваемую ИНС. Можно считать, что это связано, в том числе, и с большим количеством данных, использованных при обучении ИНС.

Также для оценки качества идентификации мы использовали среднеквадратичную погрешность (MSE – mean square error). Точность идентификации была максимальна при MSE, стремящейся к нулю [7, с. 40]. Согласно [7, с. 37], MSE идентификационных значений для $s'(x, y)$ с размерностью « $M \cdot N$ » определяется как:

$$MSE_{x,y,z} = \frac{1}{NML} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \sum_{z=1}^L [s(x, y, z) - s'(x, y, z)]^2. \quad (2)$$

Листинг кода вычисления MSE средствами Matlab для ИНС различной архитектуры представлен на рис. 9.

```
loaddatamass
loadprognmass;
[m,n,L]=size(datamass);
MSE=0;%среднеквадратическая погрешность
for i=1:1:n
for j=1:1:m
for k=1:1:L
MSE=((datamass(i,j,k)-prognmass(i,j,k))^2)+MSE;
end
end
end
MSE=MSE/n
```

Рис. 9. Листинг процедуры для определения среднеквадратической погрешности

Для вычисления MSE исходный массив (выборка) загружается из рабочей области среды Matlab. Результатом идентификации является массив prognmass. При полном совпадении $s(x, y, z) = s'(x, y, z)$ имеем $MSE = 0$. Результаты вычисления MSE для ИНС разной конфигурации представлены в табл. 3. Можно считать, что эти результаты дополняют и уточняют приведенные в предыдущей таблице результаты для MSD, так как в теории вероятностей и математической статистике среднеквадратичная погрешность является наиболее распространённым критерием оценки рассеивания значений случайной величины относительно её математического ожидания [7, с. 37].

Таблица 3

**Результаты вычисления среднеквадратичной погрешности
для разных архитектур ИНС**

Тип ИНС	Значение MSE
2-2-3	0,07203
3-2	0,06735
3-2-2	0,06307
2-3-2	0,09959
2-2	0,09113
3-3-1	0,06900
4-2-2	0,06135

Таким образом, путём изменения архитектуры многослойной нейронной сети, тестирования и оценки точности результатов по приведённым формулам для MSD и MSE в качестве оптимальной была выбрана трёхслойная ИНС, содержащая три нейрона в первом слое, два – во втором и два – в третьем. В результате мы получили ИНС с четырьмя входными параметрами и одним выходным параметром «S» (рис. 10).

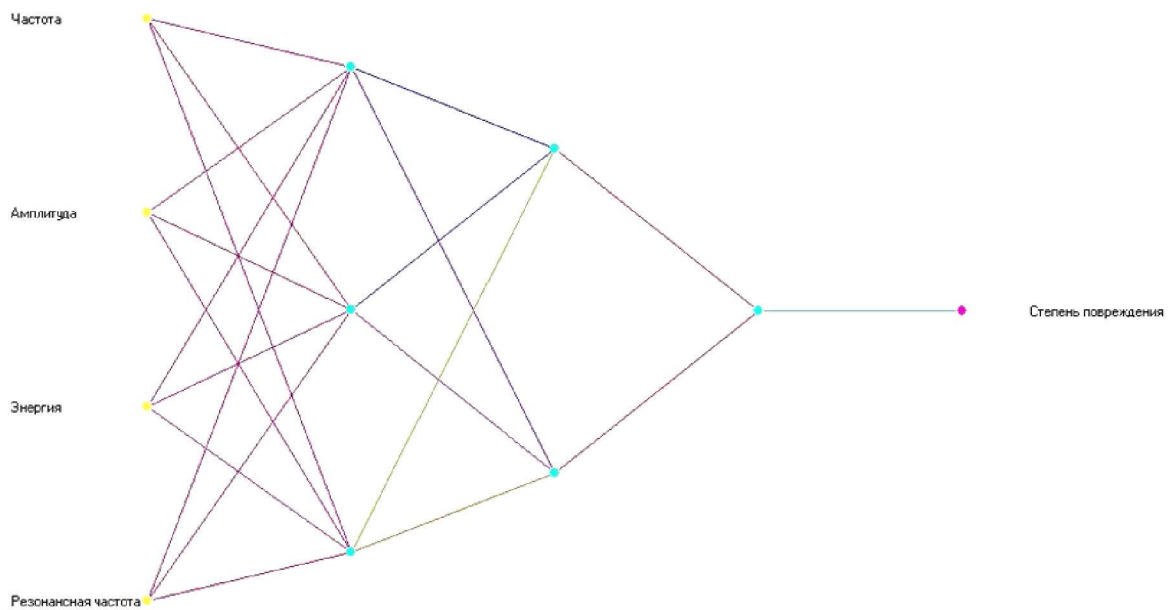


Рис. 10. Архитектура трёхслойной ИНС для идентификации повреждения ТСО

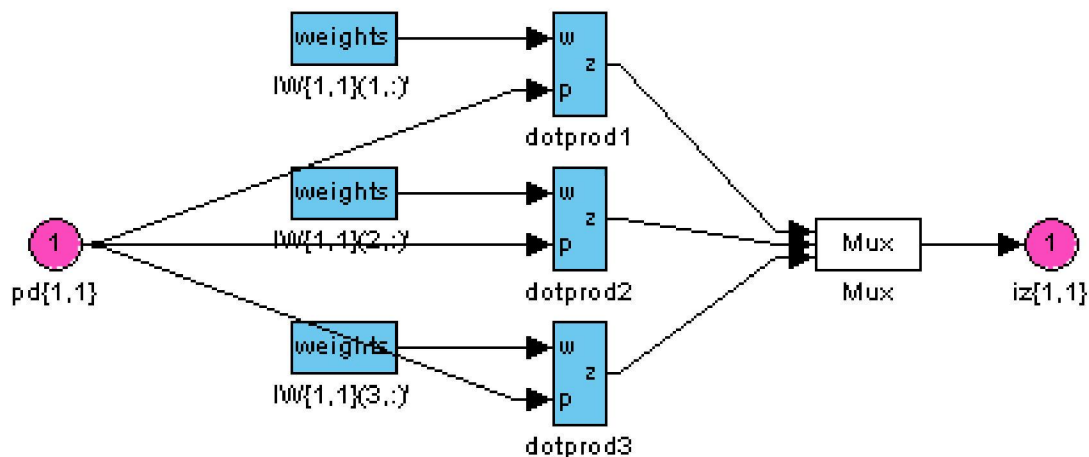


Рис. 11. Представление модели нейронной сети в программном средстве Matlab

В результате работы с ИНС были получены значения параметра «S» для исследуемой базы данных, содержащей 100 вибросигналов. Фрагмент таблицы полученных значений «S» для обработанных выборок представлен на рис. 12.

Таблица	
	S
	0
	1
	1
	3
	0
	2
	3
	0
	1
	1
	0
	0

Рис. 12. Фрагмент таблицы значений «S», полученных для базы данных из 100 вибросигналов

Тестирование ИНС на адекватность проводилось с использованием методологии анализа параметров, не входящих в обучающую выборку. Для определения степени достоверности, точности и обоснованности идентификации разработанной ИНС мы осуществили верификацию состояния прямым методом, т.е. на основании сопоставления его результатов с идентификацией по «эталонному» методу. Мы использовали прямой метод на основе U -статистики Тейла, которая позволяет сравнивать прогностические и идентификационные способности моделей. Если значение U -статистики < 1 , то анализируемая модель лучше по прогностическим (идентификационным) способностям по сравнению с первоначальной («эталонной») моделью; если > 1 – то хуже; если $= 1$, то анализируемая модель по прогностическим способностям эквивалентна первоначальной («эталонной») модели [5].

U -статистика Тейла, или резюмирующая статистика, основана на стандартной, симметрической функции потерь:

$$U = \sqrt{\sum_{t=t_0}^{t_0+T} (x_t - x_t^f)^2} / \sqrt{\sum_{t=t_0}^{t_0+T} (x_t - x_{t-1})^2}. \quad (3)$$

где x_t – реальное значение повреждения, а x_t^f – результат идентификации, полученный ИНС, – экспериментальное значение параметра «S» [4].

Полученное нами значение статистики $U = 0,7$ между векторами величин реальных повреждений и результатами наших расчетов свидетельствует о высоких идентификационных качествах выбранной ИНС.

Кроме того, для оценки качества ИНС, мы использовали показатель разброса экспериментальных (фактических) значений по отношению к расчетным – безразмерный коэффициент детерминации (coefficient of determination) R^2 :

$$R^2 = \frac{\sum_{k=1}^n (Y_k^* - M[Y_k])^2}{\sum_{k=1}^n (Y_k - M[Y_k])^2} = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (Y_k^* - Y_k)^2}{\sum_{k=1}^n (Y_k - M[Y_k])^2}, \quad (4)$$

где « M » – оператор математического ожидания.

В данном случае знаменатель дроби в (4) выступает индикатором относительно линии математического ожидания $M[Y_k]$, общего рассеивания Y_k . В числителе же (4) представлена сумма квадратов отклонений, интерпретируемая как не объясненный данной моделью разброс. Таким образом, можно считать, что R^2 показывает, насколько хорошо выбранная модель объясняет имеющиеся данные. Из полученных результатов, фрагмент которых представлен на рис. 5, следует, что разработанная ИНС для вибросигналов объясняет 81 % информации в имеющихся реальных (фактических) данных. Минимально допустимым значением (лимитом точности моделирования), как правило, считают $R^2 = 70-75$ % [2]. Таким образом, предложенная модель может считаться достаточно точной.

Итак, в рамках работы был успешно апробирован алгоритм решения существующей проблемы идентификации состояния ТСО и доказана эффективность использования технологий интеллектуального анализа данных – в данном случае ИНС. Были использованы технологии нейросетевого программирования с применением инструмента анализа «Нейросеть» (*NeuralBase*) аналитической платформы *Matlab*. Посредством моделирования ИНС была выявлена степень повреждения ТСО («S») для нескольких тестовых сигналов, определена точность прогноза с помощью U -статистики Тейла и коэффициента детерминации. Полученные результаты для тестов на точность и адекватность свидетельствуют о высоких идентификационных способностях ИНС. Недостатком данного исследования является неполный учет всех влияющих на состояние ТСО факторов, включая особенности

конструкции, и некоторые другие параметры самого ТСО. Это связано с отсутствием полного объема информации с мониторинговых датчиков, применяемых для контроля состояния ТСО. В свою очередь такая ситуация, вероятно, вызывает уменьшение точности прогноза. Поэтому дальнейшие исследования с использованием этих параметров, безусловно, являются актуальными.

Список литературы

1. Вайнштейн Л. А. Выделение сигналов на фоне случайных помех / Л. А. Вайнштейн, В. Д. Зубаков. – Москва : Советское радио, 1960. – 447 с.
2. Галушкин А. И. Нейросетевые технологии в России (1982–2010) : в 2 ч. / А. И. Галушкин. – Москва : Нейросетевые технологии, 2012. – Ч. 1. – 316 с.
3. Горпинченко В. М. Мониторинг эксплуатационной пригодности особо ответственных, сложных и уникальных сооружений / В. М. Горпинченко, М. И. Егоров // Промышленное и гражданское строительство. – 2004. – № 10.
4. ГОСТ 12.1.012-90. Система стандартов безопасности труда. Вибрационная безопасность. Общие требования. – Москва, 1991.
5. ГОСТ Р 52892-2007. Вибрация и удар. Вибрация зданий. Измерение вибрации и оценка ее воздействия на конструкцию. – Москва : Стандартинформ, 2008.
6. Оперативная аналитическая обработка данных: концепции и технологии. – Режим доступа: http://www.olap.ru/basic/olap_and_ida.asp (дата обращения 12.01.2014), свободный. – Загл. с экрана. – Яз. рус.
7. Паклин Н. Б. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям / Н. Б. Паклин. – Санкт-Петербург : Питер, 2012. – 704 с.
8. СН 2.2.4/2.1.8.566-96. Санитарные нормы. 2.2.4. Физические факторы производственной среды. 2.1.8. Физические факторы окружающей природной среды: производственная вибрация, вибрация в помещениях жилых и общественных зданий. – Москва, 1996.
9. Строительные нормы и правила: СНиП 2.01.07–85*. Нагрузки и воздействия. – Москва, 2005.
10. DataMining – интеллектуальный анализ данных. – Режим доступа: http://www.iteam.ru/publications/it/section_55/article_1448/ (дата обращения 04.02.2013), свободный. – Загл. с экрана. – Яз. рус.
11. FindSounds – Search the Web for Sound. – Available at: <http://www.findsounds.com/> (accessed 23 February 2014).
12. Matlab. – Режим доступа: <http://matlab.exponenta.ru/matlab/default.php> (дата обращения 10.01.2014), свободный. – Загл. с экрана. – Яз. рус.
13. Matlab. – Available at: <http://www.mathworks.com/products/neural-network/code-examples.html> (accessed 13 January 2014).
14. Matlab. Нейронная сеть. Режим доступа: <http://neural-networks.ru/Rasshirenie-protsedur-obucheniya/> (дата обращения 07.01.2014), свободный. – Загл. с экрана. – Яз. рус.
15. Software for Data Mining, Analytics, and Knowledge Discovery. – Available at: <http://www.kdnuggets.com/software/index.html> (accessed 9 February 2013).

References

1. Vaynshteyn L. A., Zubakov V. D. *Vydelenie signalov na fone sluchaynykh pomekh* [Allocation of signals on the background of random noise]. Moscow, Sovetskoe radio, 1960. 447 p.
2. Galushkin A. I. *Neyrosetevye tekhnologii v Rossii (1982–2010)* [Neural network technologies in Russia (1982–2010)], in 2 parts. Moscow, Neyrosetevye tekhnologii, 2012. Part 1. 316 p.
3. Gorpichenko V. M., Yegorov M. I. Monitoring ekspluatatsionnoy prigodnosti osobo otvetstvennykh, slozhnykh i unikalnykh sooruzheniy [Monitoring of exploitation serviceability of particularly critical, complex and unique structures]. *Promyshlennoe i grazhdanskoe stroitelstvo* [Industrial and Civil Construction.], 2004, no. 10.
4. GOST 12.1.012-90. Occupational safety standards system. Vibrational safety. General requirements. Moscow, 1991. (In Russ.)
5. GOST R 52892-2007. Vibration and shock. Vibration of buildings. Measurement of vibration and evaluation of its effects on structure. Moscow, Standartinform, 2008. (In Russ.)

6. Operational analytical data processing: concepts and technologies. Available at: http://www.olap.ru/basic/olap_and_ida.asp (accessed 12 January 2013). (In Russ.)
7. Paklin N. B. *Biznes-analitika: ot dannykh k znaniyam* [Business intelligence: from data to knowledge]. Saint Petersburg, Peter, 2012. 704 p.
8. SN 2.2.4/2.1.8.566-96. Sanitary norms. 2.2.4. Physical factors of the working environment. 2.1.8. Physical factors of the environment: manufacturing vibration, vibration in residential and public buildings. Moscow, 1996. (In Russ.)
9. Building Regulations: SNIP 2.01.07–85*. Load and impact. Moscow, 2005. (In Russ.)
10. DataMining – intellectual data analysis. Available at: http://www.iteam.ru/publications/it/section_55/article_1448/ (accessed 4 February 2013). (In Russ.)
11. FindSounds – Search the Web for Sound. Available at: <http://www.findsounds.com/> (accessed 23 February 2013).
12. Matlab. Available at: <http://matlab.exponenta.ru/matlab/default.php> (accessed 10 January 2014). (In Russ.)
13. Matlab. Available at: <http://www.mathworks.com/products/neural-network/code-examples.html> (accessed 13 January 2014).
14. Matlab. Neural network. Available at: <http://neural-networks.ru/Rasshirenie-protsedurobucheniya/> (accessed 7 January 2014). (In Russ.)
15. Software for Data Mining, Analytics, and Knowledge Discovery. – Available at: <http://www.kdnuggets.com/software/index.html> (accessed 9 February 2013).

УДК 621.39: 004.02

**ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА РАНЖИРОВАНИЯ
МНОГОКРИТЕРИАЛЬНЫХ АЛЬТЕРНАТИВ (ELECTRE)
ДЛЯ ВЫБОРА СКАНИРУЮЩИХ ПРИЕМНИКОВ И ТРАНСИВЕРОВ**

Буй Ле Ван, аспирант, Астраханский государственный технический университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 16, e-mail: builevan2010@gmail.com

В работе приведены результаты применения метода ранжирования многокритериальных альтернатив (ELECTRE) для рационального выбора сканирующих приемников и трансиверов. Алгоритм выбора оптимальных альтернатив по методу ELECTRE состоит из 7 основных шагов: установление важности критериев; вычисление индексов согласия; вычисление индексов несогласия; установление предельных значений для индексов согласия и несогласия; определение недоминируемой альтернативы из каждой пары альтернатив; определение первого ядра недоминируемых альтернатив; установление новых предельных значений индексов согласия и несогласия для определения следующих ядер недоминируемых альтернатив. Представлен конкретный пример выбора рациональных устройств по четырем критериям: чувствительности; длительности работы без перезарядки; количеству каналов; цене. Сделан вывод, что использование метода ранжирования многокритериальных альтернатив позволяет с относительно небольшими трудовыми затратами получить рациональное решение задачи оптимального выбора сканирующих приемников и трансиверов из числа представленных на рынке устройств.

Ключевые слова: метод ELECTRE, выбор, сканирующий приемник, трансивер, индекс согласия, индекс несогласия, альтернативы выбора, критерии выбора, ранжирование