

Отработка процедур нейросетевого мониторинга подводного шума судна с помощью компьютерного моделирования

Дмитриева Л.А., Калью В.А., Куперин Ю.А, Смирнов Д.А.

В докладе заявлены преимущества использования искусственных нейронных сетей для мониторинга подводного шума судов по сравнению с классическими методами. Представлена структура входных и выходных данных. На основе статистических критериев обоснован выбор оптимальной архитектуры искусственной нейронной сети. Проведен анализ результатов, полученных в ходе отработки процедур нейросетевого мониторинга подводного шума судна.

Implementation of procedures for neuronet monitoring of underwater noise from vessel using computer simulation

L.A. Dmitrieva, V.A. Kalyu, Yu.A. Kuperin, D.A. Smirnov

Advantages of vessel underwater noise monitoring using artificial neural networks over traditional methods are reported. Input and output data structure is presented. The optimal artificial neural network architecture is chosen in terms of statistical criteria. Results of implementation of procedures for neuronet monitoring of vessel underwater noise using computer simulation are analyzed.

Введение

Задача снижения шумового загрязнения Мирового океана привлекает возрастающее внимание со стороны экологов, биологов и инженеров-строителей; перспективы ее решения связаны с повышением технической культуры, привлечением в производство инновационных технологий, в том числе информационных.

Шумовое загрязнение акватории, воздействуя на морскую фауну, наносит ей ущерб различного характера. Основными факторами негативного воздействия на морских животных являются: нарушения коммуникативных связей и репродуктивных возможностей морской фауны, прямое негативное воздействие на физиологическое состояние морских животных и их дезориентация в пространстве.

Необходимо отметить, что экологические требования к судну могут стать эффективным средством конкурентной борьбы при решении вопросов о привлечении того или иного судна к участию в реализации импортно-экспортного контракта, в предоставлении преференций экологически благополучным судам, а также и при согласовании фрахтовых и арендных ставок на суда. От экологического, а в контексте этого доклада, акустического состояния судна зависит и коммерческая эффективность торгового контракта, гарантированность выполнения базисных условий поставки товара.

Нейросетевой мониторинг подводного шума судна

Традиционными способами контроля подводного шума являются прямые измерения, обеспеченные системой измерительных средств и соответствующей методологией их использования [1,2,3], а также расчетные оценки, полученные на основе теории звукоизлучения корпусных конструкций, механизмов, машин и систем судна.

Альтернативой вышеупомянутым подходам к мониторингу подводного шума судна в ходе эксплуатации может стать применение систем искусственного интеллекта,

которые, обучаясь на результатах измерения подводного шума судна в ходе натуральных испытаний и соответствующих этим измерениям данных о вибрациях корпуса, шуме винта, воздушном шуме в помещениях, прогнозировали бы результаты контрольных измерений в условиях эксплуатации судна [4]. Таким образом, можно было бы отслеживать степень соответствия уровней подводного шума судна предъявляемым требованиям и заранее, до выполнения контрольных измерений, увидеть несоответствие. Принципиальная схема изложенной концепции представлена на рисунке 1.

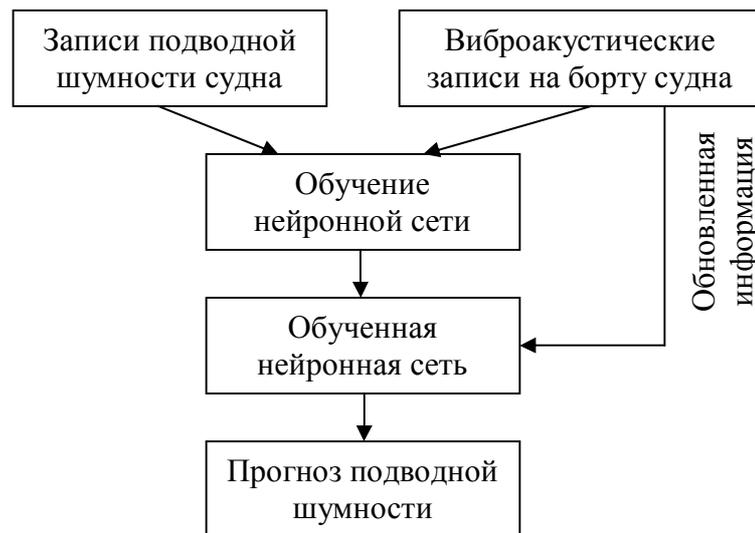


Рисунок 1. Принципиальная схема мониторинга подводной шумности судна с помощью нейронной сети.

Система мониторинга, построенная на обучаемой искусственной нейронной сети (ИНС) [5], будет работать быстрее и обойдется дешевле, чем специализированное программное обеспечение расчета подводного шума судна. Следует отметить, что такая система не содержит в себе никаких сведений, составляющих коммерческую тайну и являющихся собственностью разработчика тех или иных методик расчета подводного шума судов.

Компьютерная модель подводного шума

Процедура обучения ИНС проводилась с использованием компьютерной модели подводного шума движущегося судна, разработанной в Крыловском государственном научном центре для отработки методов выполнения измерений, алгоритмов обработки измерительной информации и оценки составляющих методической погрешности методик выполнения измерений.

В данной работе был задействован программный блок «Моделирование сигнала в точке поля – вертикальные точечные силы», предназначенный для моделирования сигнала подводного шума, формируемого на приемнике движущимся источником, в качестве которого рассматривается совокупность вертикальных точечных сил на корпусе судна. В частности программный блок позволяет на основе реальных вибрационных сигналов рассчитать 1/3-октавный спектр подводного шума судна на приемнике при заданных параметрах движения.

Интерфейс программного блока представлен на рисунке 2.

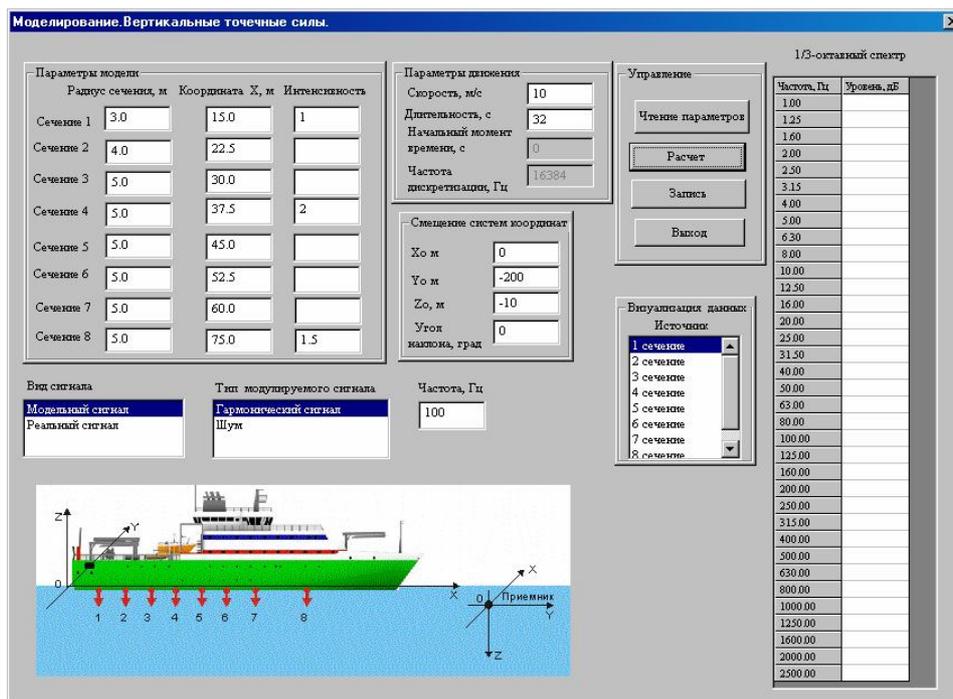


Рисунок 2 – Интерфейс программного блока «Моделирование сигнала в точке поля – вертикальные точечные силы».

Геометрия движения судна относительно приемника при моделировании представлена на рисунке 3, где использованы следующие обозначения: v – скорость движения судна, м/с; Δx – боковое отклонение судна относительно приемника, м; R – расстояние от приемника до опорной точки на судне, м.

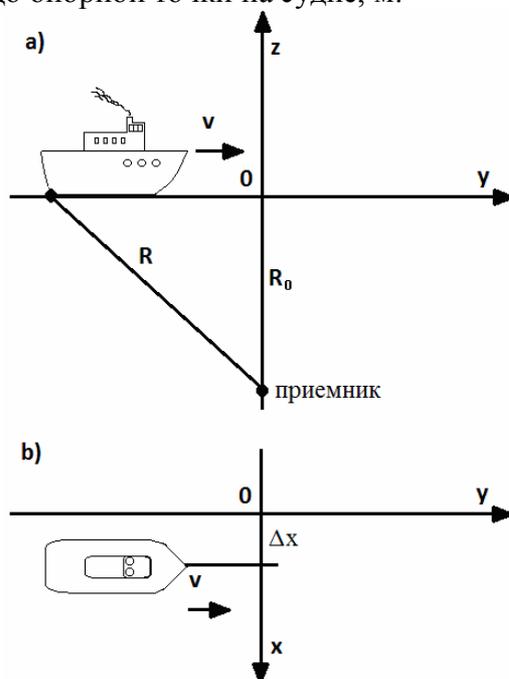


Рисунок 3 – Геометрия движения судна относительно приемника при моделировании. а) вид сбоку; б) вид сверху.

Подготовка данных для обучения нейронной сети

Структура данных, задействованных в обучении нейронной сети, представлена на рисунке 4. Ниже описана информация, направленная на входы и на выход ИНС.

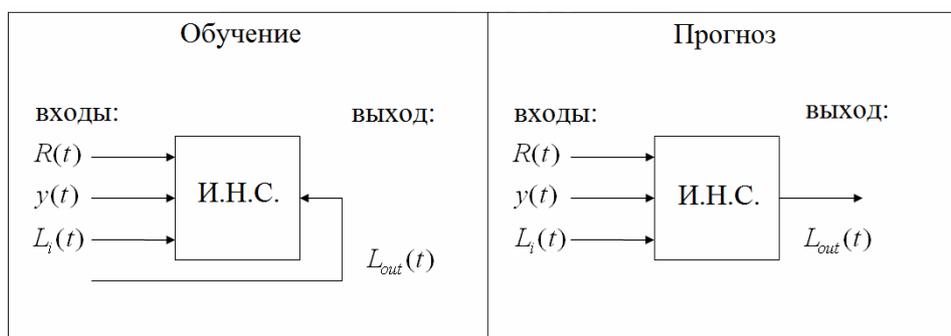


Рисунок 4 – Входная и выходная информация в нейронной сети в режимах «обучение» и «прогноз».

$R(t)$ – временная последовательность текущих значений дистанций от опорной точки на судне до приемника (см. рисунок 3).

$y(t)$ – временная последовательность текущих значений дистанций от опорной точки на судне до точки траверза (см. рисунок 3).

$L_i(t)$ – временные последовательности уровней реальных вибрационных сигналов в выбранном треть-октавном фильтре, «взвешенные» с поправкой на положение механизмов и параметры движения (здесь $i = 1, 2, \dots, 8$ обозначает номер, присвоенный судовому механизму, являющемуся источником акустического излучения). В данной работе был выбран треть-октавный фильтр №25 обладающий следующими характеристиками: средняя частота $f_0 = 250$ Гц; ширина фильтра $\Delta f = 57.8$ Гц; нижняя граница фильтра $f_n = 222.81$ Гц; верхняя граница фильтра $f_s = 280.51$ Гц.

$L_{out}(t)$ – временные последовательности уровней сигнала на приемнике, полученные с помощью программы моделирования подводного шума движущегося судна.

Всего было смоделировано шесть галсов длительностью 124 секунды каждый. Параметры галсов сведены в таблице 1.

Таблица 1 – Параметры движения судна при моделировании.

Галс №	1	2	3	4	5	6
v , м/с	1.7	1.7	1.2	1.2	2.2	2.2
Δx , м	0	10	0	10	0	10

Чтобы обеспечить достаточную выборку для работы с нейронной сетью, было принято решение объединить данные, смоделированные для различных галсов, что позволило увеличить временные последовательности до 744 отсчетов. Первые 500 отсчетов каждого вектора использовались как обучающее множество, следующие 100 отсчетов – как валидационное множество, последние 120 отсчетов – как тестовое множество. Пример такой структуры объединенных данных приведен на рисунке 5.

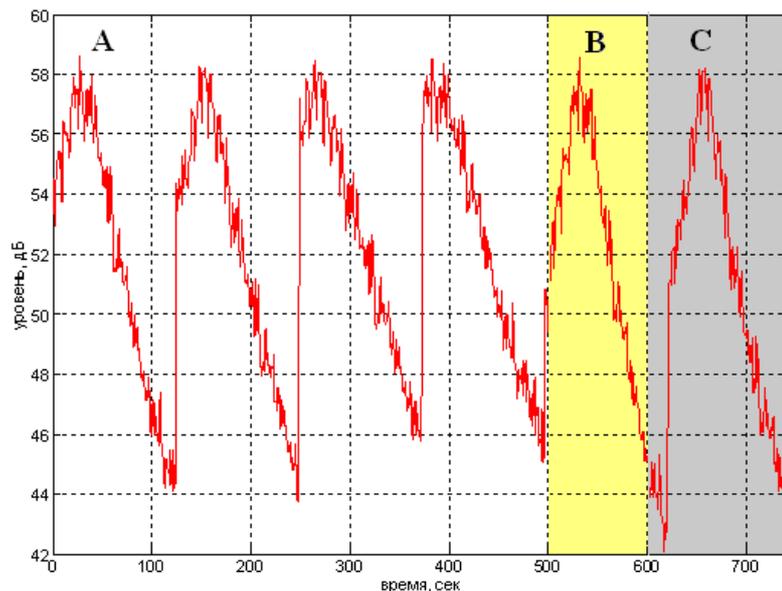


Рисунок 5 – Структура объединенных выходных данных, полученных при моделировании шести галсов, совершенных судном. А – обучающее множество; В – валидационное множество; С – тестовое множество.

В дальнейшем все данные были нормированы на интервал от нуля до единицы при помощи следующего правила:

$$data' = \frac{data - \min(data)}{\max(data) - \min(data)} \quad (1)$$

Результаты исследования

В ходе исследований рассматривались следующие архитектуры нейронных сетей:

- линейная регрессия;
- сеть прямого распространения с 1 скрытым слоем;
- сеть прямого распространения с 2 скрытыми слоями;
- сеть прямого распространения с 4 скрытыми слоями;
- рекуррентная сеть Элмана с 1 скрытым слоем;
- рекуррентная сеть Элмана с 2 скрытыми слоями.

В результате проделанной работы [6], основываясь на таких статистических критериях как коэффициент детерминации, коэффициент корреляции, стандартное отклонение по отношению к целевым значениям и СКО, было выявлено, что наилучшим образом для решения поставленной задачи подходит нейронная сеть прямого распространения с двумя скрытыми слоями. Использование более сложных архитектур оказалось нецелесообразным, а линейная регрессия удовлетворительного результата не дала.

Рассмотрим подробнее использование оптимальной нейронной сети, которой, как было отмечено, стала сеть прямого распространения с двумя скрытыми слоями. При обработке данные выбирались последовательно (одно значение за другим). Количество нейронов в каждом скрытом слое сети выбиралось последовательно из диапазона от 1

до 50. В каждый скрытый слой закладывалась одна и та же функция активации – $\tanh(x)$. Визуализация результатов работы сети на тестовом множестве приведена ниже.

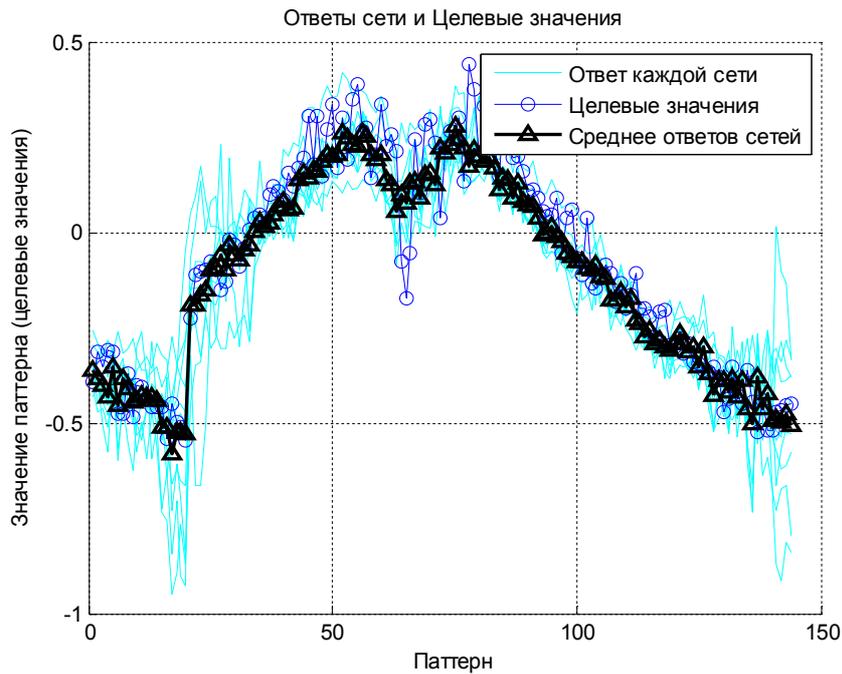


Рисунок 6 – Результаты моделирования для двухслойных сетей прямого распространения образованных случайными параметрами. Выходы сетей по отдельности, среднее комитета, целевые значения.

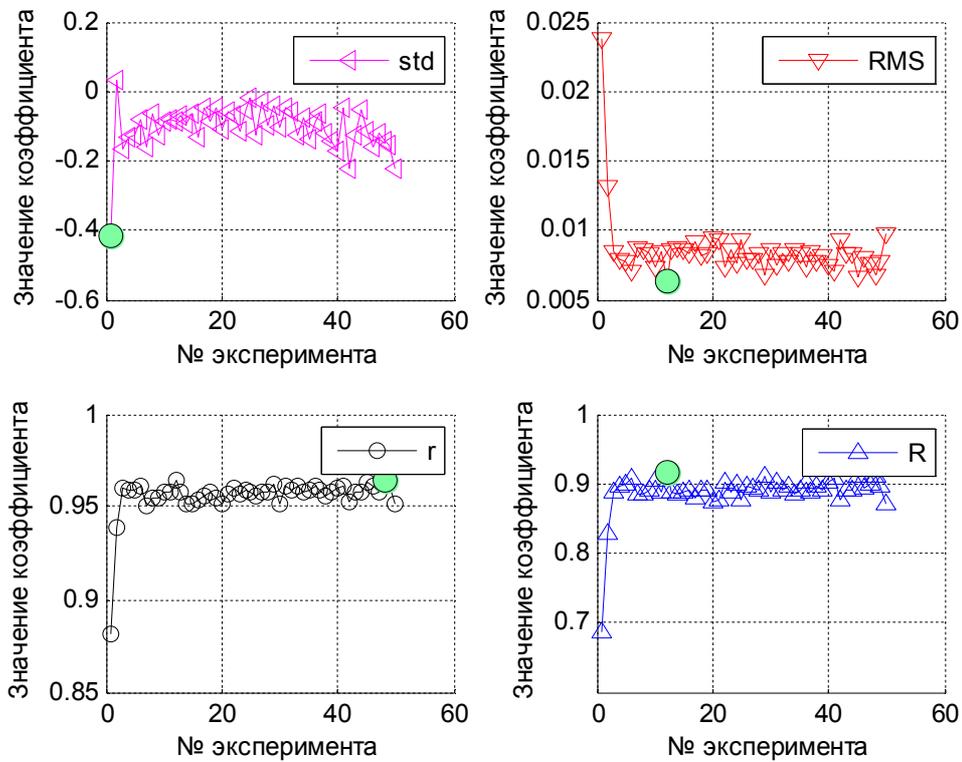


Рисунок 7 – Статистические результаты моделирования для двухслойных сетей прямого распространения образованных случайными параметрами. Коэффициенты детерминации (R), корреляции (r), CO (std), SKO (RMS). Кружочками отмечены точки максимума и минимума в зависимости от коэффициента.

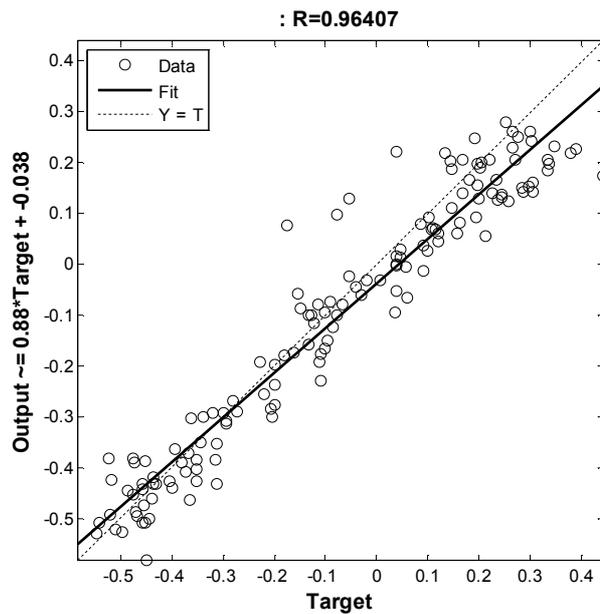


Рисунок 8 – Результаты моделирования для двухслойных сетей прямого распространения образованных случайными параметрами. Регрессионный анализ для целевых значений против усредненного выхода комитета.

Как видно из приведенных выше рисунков, комитет дает приемлемый прогноз выходов. Построенная модель объясняет 90% изменчивости данных. Принимая во внимание максимальный коэффициент детерминации, можно утверждать, что наилучший результат показала сеть с соотношением нейронов в первом и втором слое: 12 / 40. Выбранная архитектура изображена на рисунке 9.

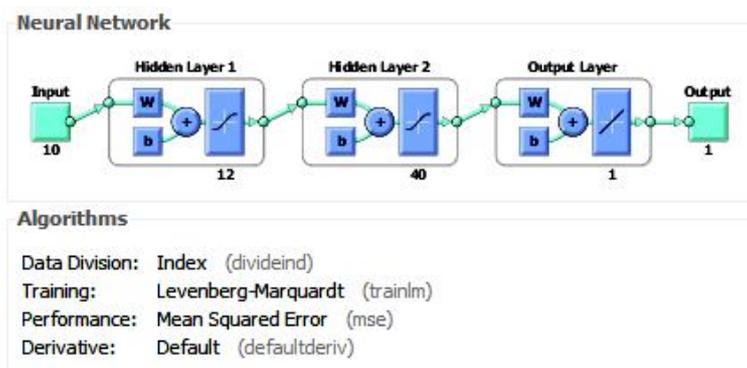


Рисунок 9 – Сеть прямого распространения с двумя скрытыми слоями.

В дальнейшем производилось обучение комитета из 50 сетей выбранной архитектуры. На рисунке 10 показан спад ошибки обучения. Статистические показатели сведены в таблице 2. Графические результаты обучения сети представлены на рисунках 11 и 12.

Таблица 2. Статистические показатели для архитектуры 12 / 40.

R	r	STD	RMS
0.89731	0.96123	-0.10144	0.00779

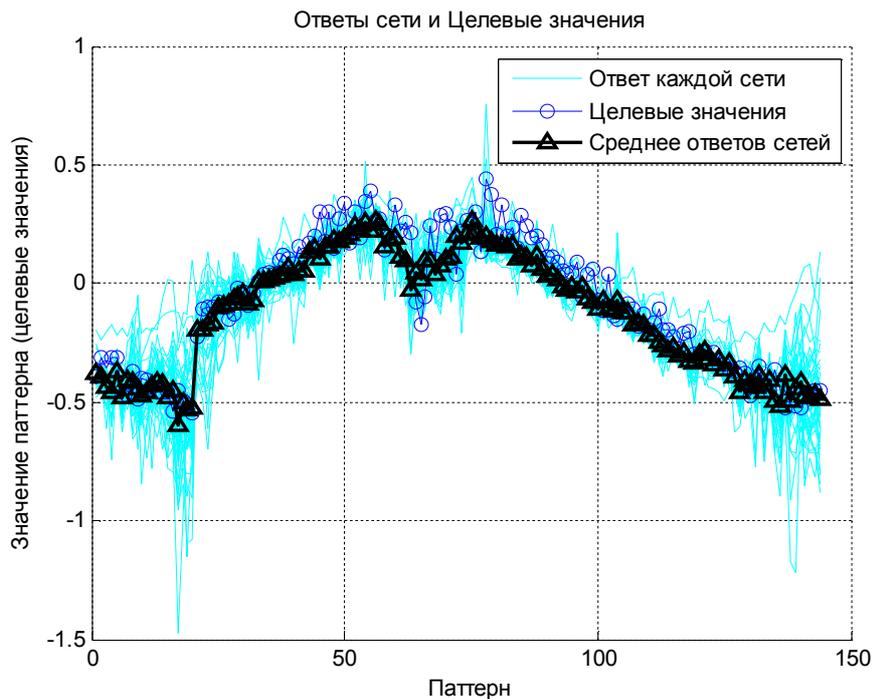


Рисунок 11 – Результаты моделирования для двухслойных сетей прямого распространения образованных выбранными параметрами. Выходы сетей по отдельности, среднее по комитету, целевые значения.

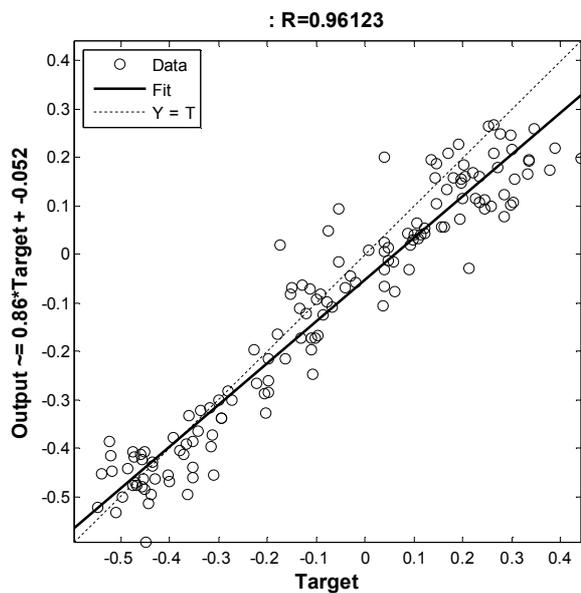


Рисунок 12 – Результаты моделирования для двухслойных сетей прямого распространения образованных выбранными параметрами. Регрессионный анализ для целевых значений против усредненного выхода комитета.

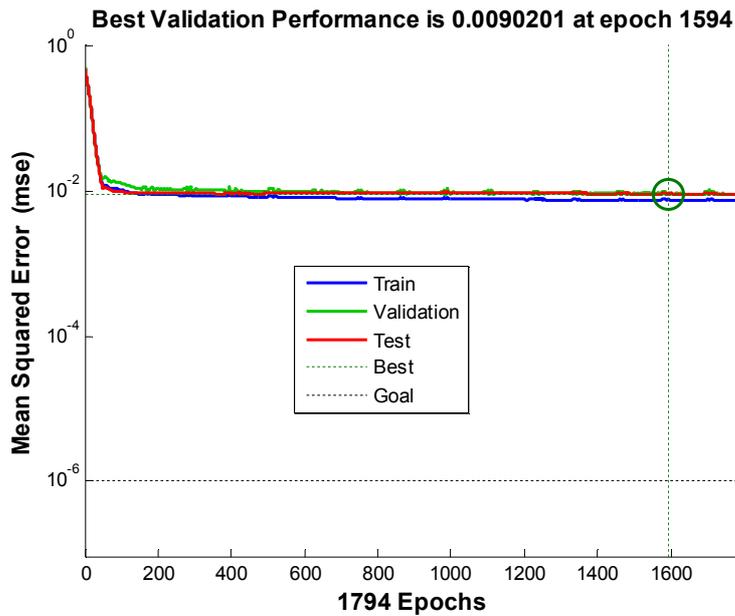


Рисунок 10 – Вид функции ошибки во время обучения для всех трех множеств.

Данные выходов сетей и целевые значения можно перевести из относительных величин обратно в дБ, воспользовавшись формулой 1. Результаты такой перенормировки приведены на рисунке 13, как видно из графика, погрешность прогноза лежит в коридоре ± 4 дБ от целевых значений.

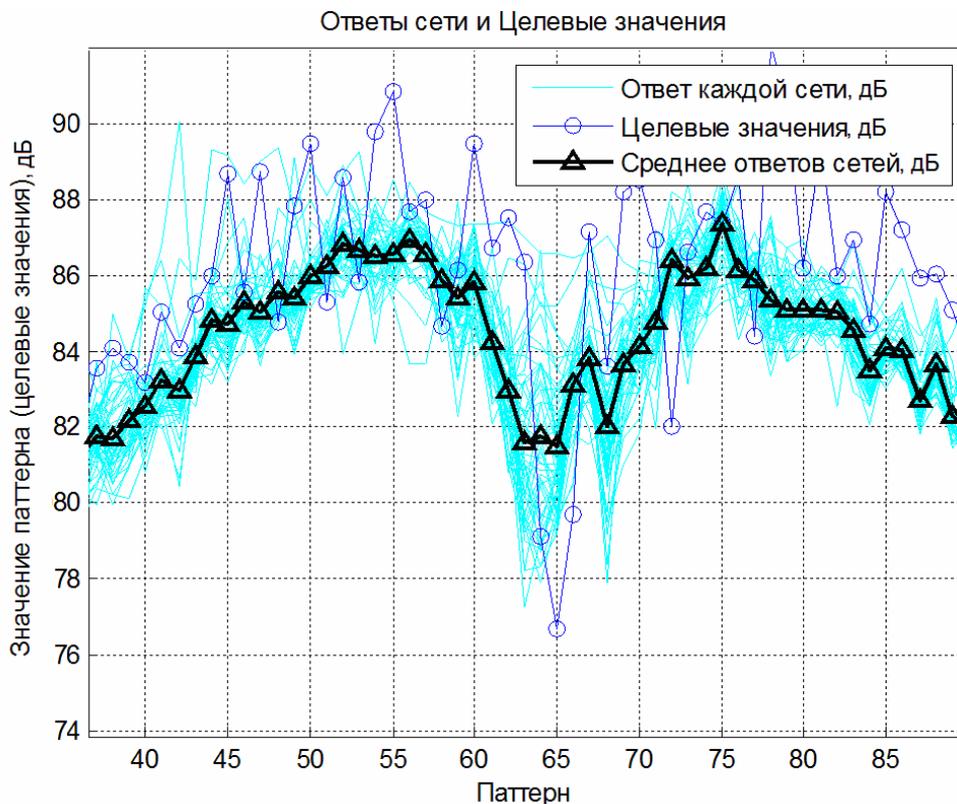


Рисунок 13 – Результаты моделирования для двухслойных сетей прямого распространения образованными выбранными параметрами. Выходы сетей по отдельности, среднее комитета, целевые значения. Все данные в дБ.

Заключение

В ходе выполнения исследования проработана идея автоматического мониторинга подводного шума движущегося судна на основе внутренних измерений вибрации с помощью искусственной нейронной сети, обучаемой по результатам предварительных натуральных испытаний. Обоснованы преимущества такого подхода по сравнению с классическими методами.

Представлена компьютерная модель поля звукового давления подводного шума движущегося судна, использующая натурные записи вибраций судовых механизмов, которая была задействована при подготовке данных для обучения искусственной нейронной сети. Описана структура входных и выходных данных.

В работе были рассмотрены сети прямого распространения с различным числом скрытых слоев нейронов (2 и 4), а также рекуррентные сети типа Элмана с одним и двумя скрытыми слоями нейронов. На основе статистических критериев установлено, что оптимальной является сеть прямого распространения с двумя скрытыми слоями нейронов.

Высокая точность прогноза, составляющая ± 4 дБ, позволяет оценивать позитивно перспективность работ по применению искусственных нейронных сетей для выполнения автоматического мониторинга подводного шума судна.

Благодарность

Исследование было выполнено при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (РФФИ), и авторы благодарят его за помощь.

Литература

1. ANSI/ASA S12.64-2009/ Part 1 “American National Standard, Quantities and Procedures for Description and Measurement of Underwater Sound from Ships – Part 1: General Requirements”, 2009.
2. Rules for classification of ships newbuildings Special Equipment and Systems Additional Class / Part 6 chapter 24. Det Norske Veritas, 2010.
3. ISO/PAS 17208-1:2012 Acoustics – Quantities and procedures for description and measurement of underwater sound from ships – Part 1: General requirements for measurements in deep water, 2012.
4. L.A. Dmitrieva, V.A. Kalyu, Yu.A. Kuperin, D.A. Smirnov. Monitoring of ship underwater radiated noise using artificial neural networks. Proceedings of International Congress “Internoise 2012”, New York, August 19-22, 2012.
5. Hans Georg Zimmermann, System Identification & Forecasting with Advanced Neural Networks Principles, Techniques, Applications, Siemens AG.
6. Автоматический мониторинг подводного шума судов с помощью искусственной нейронной сети. www.ksri.ru/rus/com/acoust/monitor_report.htm.

Информация об авторах



Дмитриева Людмила Анатольевна, 1963 г.р. Окончила Санкт-Петербургский государственный университет (физический факультет) в 1986 г. Направление научных исследований: методы математической физики, теория сложных систем, искусственные нейронные сети. Кандидат физ.мат.наук (1989). Место работы: СПбГУ, физический факультет, факультет свободных искусств и наук.

madam.mila-dmitrieva@yandex.ru



Калью Валерий Алексеевич, 1954 г.р. Окончил Санкт-Петербургский государственный университет (физический факультет) в 1977 г. Направление научных исследований: обработка сигналов в судовой и промышленной акустике. Кандидат технических наук (2000г.), доцент.

Место работы: ФГУП «Крыловский государственный научный центр».

kalyu@inbox.ru



Куперин Юрий Александрович, 1952 г.р. Окончил Санкт-Петербургский государственный университет (физический факультет) в 1977 г. Направление научных исследований: методы математической физики, теория сложных систем, искусственные нейронные сети. Кандидат физ.мат.наук (1983), доктор физ.мат.наук (1989). Место работы: СПбГУ, физический факультет, факультет свободных искусств и наук.

yuri.kuperin@gmail.com



Смирнов Денис Алексеевич, 1979 г.р. Окончил Санкт-Петербургский государственный университет (физический факультет) в 2004 г. Направление научных исследований: обработка сигналов в судовой и промышленной акустике. Место работы: ФГУП «Крыловский государственный научный центр».

cyberiale@yandex.ru