

АНАЛИЗ ПОМЕХОУСТОЙЧИВОСТИ НЕЙРОНОПОДОБНЫХ АЛГОРИТМОВ ПРИ ОБРАБОТКЕ АКУСТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

С.М.Горский, Э.Б.Курзенин, А.И.Хилько, В.Г.Ятно

Существует проблема предварительного отбора наиболее устойчивых к шумам алгоритмов (в том числе и нейроноподобных) при обработке акустических сигналов в системах подводного акустического видения. Рассмотрен вариант программных инструментальных средств, позволяющих осуществлять выбор таких параметров в алгоритмах преобразования акустических изображений при которых повышается помехоустойчивость процесса принятия решения. В модельных экспериментах, связанных с изменением порогов в алгоритмах нейроноподобных преобразований, показана возможность выбора более устойчивых к помехам режимов обработки.

1. Для решения многих практических задач (таких как: акустическая диагностика неоднородностей океана; построение акустических изображений внутренних органов пациентов в медицине; при анализе состояния сложных сред, и т.п.) приходится сталкиваться с весьма трудоемкими процедурами обработки больших потоков видеоинформации [1-3]. Акустические изображения при этом чаще всего представлены двумерными массивами данных и обрабатываются они обычно с помощью подобранных под такое изображение пространственных или временных фильтров. Потребности оперирования с большими массивами данных за ограниченное время (например, при диагностике гидроакустических неоднородностей получаемые изображения обычно содержат от 10^6 до 10^7 комплексных чисел, а анализ временной изменчивости изображений требуется проводить со скважностью 10-100 с) указывают на необходимость сокращения времени расчетов за счет параллельного преобразования большого потока сигналов. Для этого, в частности, можно использовать нейроноподобные алгоритмы, преимущества которых связаны с естественными для них параллельными режимами обработки и с универсальностью процедур, используемых при построении самых разнообразных путей выделения информационных сигналов на фоне шумовых помех [4-8].

При этом одним из важных критериев в выборе между различными возможными алгоритмами преобразования изображений в системах принятия решений является их устойчивость к шумам различной природы. Аналитическими методами такая задача в общей постановке решена быть не может, поэтому необходима разработка инструментальных средств для экспериментального определения помехоустойчивости алгоритмов, используемых в системе распознавания, к шумам той или иной природы. Данная работа ориентирована на решение этой задачи. Были рассмо-

трены программные варианты возможных инструментальных средств, основанных на методе статистических испытаний [9]. Реализация таких средств представлена в виде набора специализированных программ.

2. Схема возможных экспериментальных условий в которых формируются изображения гидроакустических сигналов показана на рис.1а.

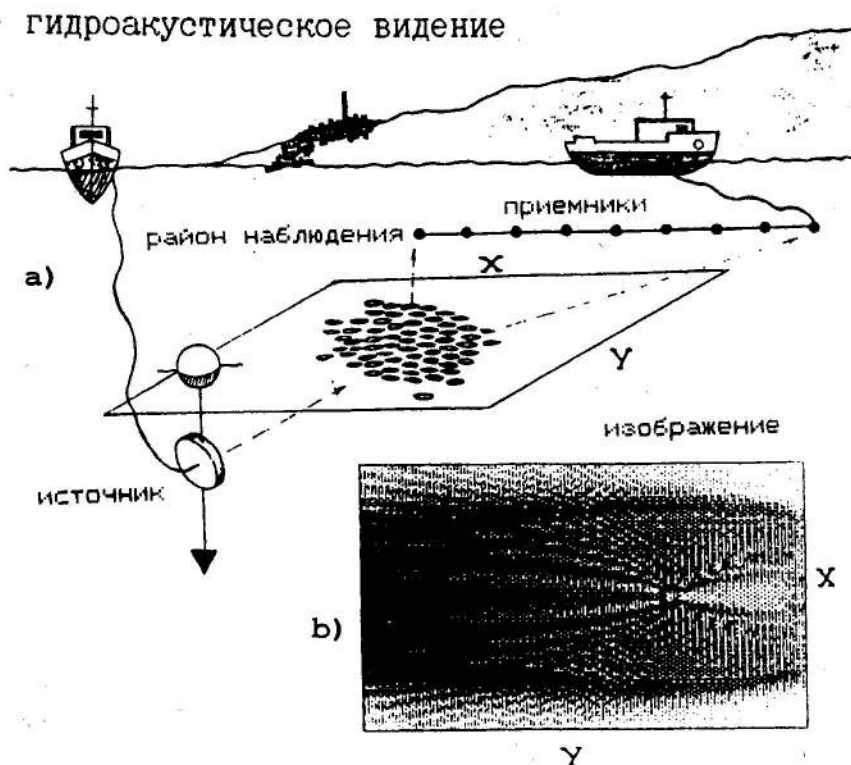


Рис.1. Схема гидрофизического эксперимента — а) в процессе которого регистрируется видеоизображение акустических сигналов — б).

Приемная антенна регистрирует сигнал от источника и сигналы рассеянные неоднородностью, расположенной в районе наблюдений. Реконструкция изображения пространственных неоднородностей осуществляется с использованием операций фокусировки [2, 3]. В ЭВМ амплитуды измеренных акустических сигналов отображаются в принадлежащих району наблюдения точках (x, y) . Полученное таким образом изображение (рис.1б) содержит информацию о пространственной структуре рассеивателя, заключающейся в интерференционной картине прямого и рассеянного акустических полей. В отличие от изображений, полученных при моделировании (рис.1б, 3), изображения, полученные в натуральных условиях, содержат значительные шумы. При этом в зависимости от задач, поставлен-

ных исследователем, и вида изображений акустических сигналов строится алгоритм выделения информационных признаков и подавления шумовой составляющей сигнала. Влияние помех можно уменьшить за счет подбора адекватных величин параметров в алгоритмах выделения информационных признаков изображений. Для тестирования используемых алгоритмов мы искусственно вводили шумовой сигнал, а исследование точности определения параметров акустических сигналов, представляющих практический интерес (например, местоположения неоднородностей на акустических изображениях), проводились с помощью специально разработанной программной системы. Основные элементы блок-схемы такой системы приведены на рис.2.



Рис.2. Основные блоки программной системы для исследования помехоустойчивости алгоритмов распознавания сигналов.

В ней имеются блоки (1-5), с помощью которых на изображении выделяются области, заданные оператором (например, акустические неоднородности, отмеченные квадратом, на см.рис.3). При выполнении таких операций использовались, в частности, и программы, имитирующие нейроноподобные алгоритмы (на основе моделей, рассмотренных в работах [6-8]). Алгоритм преобразования гидроакустического изображения, показанного на рис.1 и рис.3а, был выбран таким образом, чтобы выполнялось автоматическое выделение координат центра области пересечения двух изрезанных линий на интерференционной картине акустических полей. В алгоритме преобразования использовались следующие операции:

1. сглаживание изображения, помогающее избавиться от высокочастотных шумов;
2. бинаризация изображения нейроноподобным алгоритмом, проводившаяся при изменяемых уровнях порогов (для демонстрационных примеров было взято два уровня);

3. выделение контуров бинаризованного изображения;
4. вычисление центра искомой области, определявшегося по областям пересечения уширенных контуров линий заданных направлений.

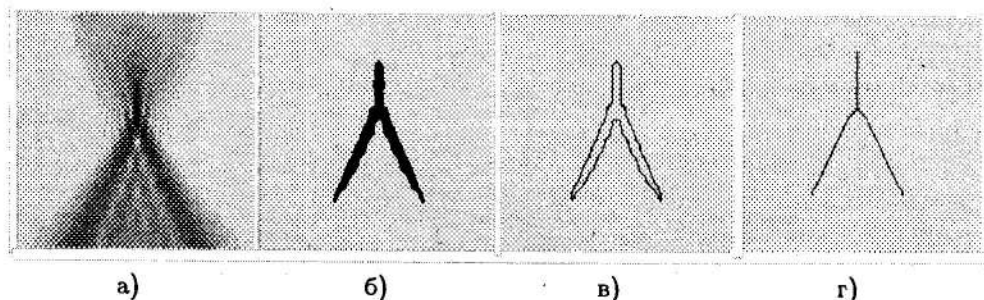


Рис.3. Примеры последовательностей преобразования исходного незашумленного изображения в процессе трансформации его при автоматическом поиске заданного фрагмента: а) исходное изображение; б) контрастированное изображение лучей; в) оконтуривание; г) скелетизация.

Шумовые помехи в блоке 4 могли задаваться как с помощью импульсных изменений амплитудных значений сигналов, так и за счет искажения пространственного положения амплитуд сигналов на изображении.

Работоспособность системы распознавания проверялась на примере принятого набора преобразований изображения, в котором изменялся лишь уровень порога в блоке нейроподобной предобработки сигнала. Для сопоставления результатов, полученных при разных режимах преобразования сигналов в качестве универсальной характеристики устойчивости алгоритмов к шумам одного масштаба (например, к точечным) была выбрана зависимость $P(\beta)$ — вероятность распознавания от β — степени зашумления изображения. Зашумление изображений (см.рис.4) производилось с помощью введения однородно расположенных областей заданного размера, яркость которых с вероятностью $0 < \beta < 1$ изменена на случайную величину в пределах от 0 до 256. Изображение считалось распознанным, если местоположение зашумленной "неоднородности", координаты которой определялись в расчетах при $0 < \beta < 1$, имели отклонение от действительного расположения искомой точки (определенной при $\beta = 0$) не более, чем на заданную оператором величину. Для оценки результатов использовались также зависимости $\sigma(\beta)$ — среднеквадратичного отклонения центра искомой области (при $\beta = 0$ отклонение принимается за 0) от доли зашумления исходного изображения β .

Для изучения реакции выбранных алгоритмов на различные виды ожидаемых искажений или наблюдаемых в экспериментальных ситуациях шумов предполагалось сформировать по возможности более гибкую перестраиваемую архитектуру данной исследовательской системы. В частности, в системе предусматривалась возможность исследования устойчиво-

сти алгоритма к шумам различного масштаба. С этой целью строились графики $P(\beta)$ для шумов возрастающего масштаба, а затем строились $\beta - S$ диаграммы, где в плоскости с осями β (степень зашумленности) и S (scale — масштаб шумов), проводились линии равной вероятности распознавания. На таком рисунке между изолиниями постоянной вероятности выделяются области значений параметров шумового сигнала, в которых вероятность правильного распознавания лежит в заданном этими изолиниями диапазоне. Такие диаграммы наглядны и их удобно использовать для сравнения результатов обработки разными алгоритмами [10]. Вычисление всех необходимых статистических характеристик проводилось с использованием метода Монте-Карло [9,10]. Полученные результаты расчетов приведены на серии рисунков (рис.3-7).

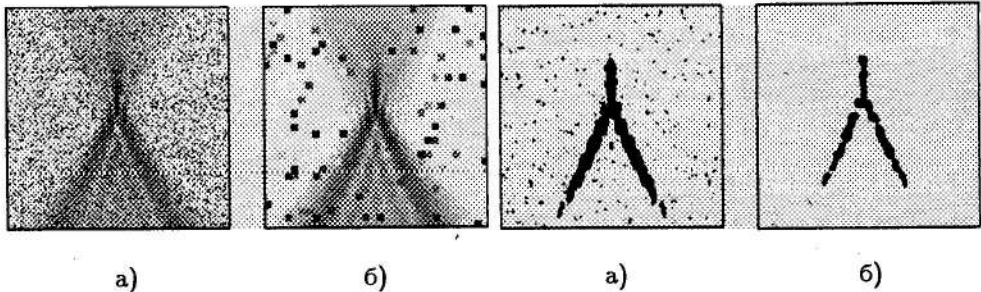


Рис.4. Варианты зашумления изображений импульсными помехами: а) при помехах размером 1·1 пиксель; б) при помехах размером 4·4 пикселя.

Рис.5. Примеры искажений, внесенных шумами в контрастированные рисунки при низком (а) и высоком (б) порогах нейроподобной фильтрации изображения.

3. Последовательность преобразования незашумленного изображения в процессе автоматического поиска заданного оператором фрагмента показана на рис.3а-г. В процедуре исследования помехоустойчивости выбранного алгоритма сравнение точности их работы проводилось по величинам вероятности распознавания заданной области. Например, были рассмотрены алгоритмы преобразований при различных уровнях порогов на этапе нейроподобной фильтрации входных зашумленных изображений. Варианты искажений, вызванные шумами на исходном изображении и на промежуточных этапах преобразований, приведены на рис.4 и рис.5. Вид промежуточных изображений на рис.5а-б, полученных на этапе их трансформации в нейроподобной среде с разными уровнями порогов показывает, что влияние на величину помехоустойчивости алгоритмов распознавания оказывают как шумовые искажения на фрагментах, важных для подсчета информативных признаков, так и шумы на свободных от информативных деталей полях изображения. Для случая, показанного на рис.5б, реализуется режим, когда удается избавиться от большого количества шумовых искажений, но при этом еще сохраня-

ется способность с помощью используемого алгоритма найти правильный фрагмент изображения.

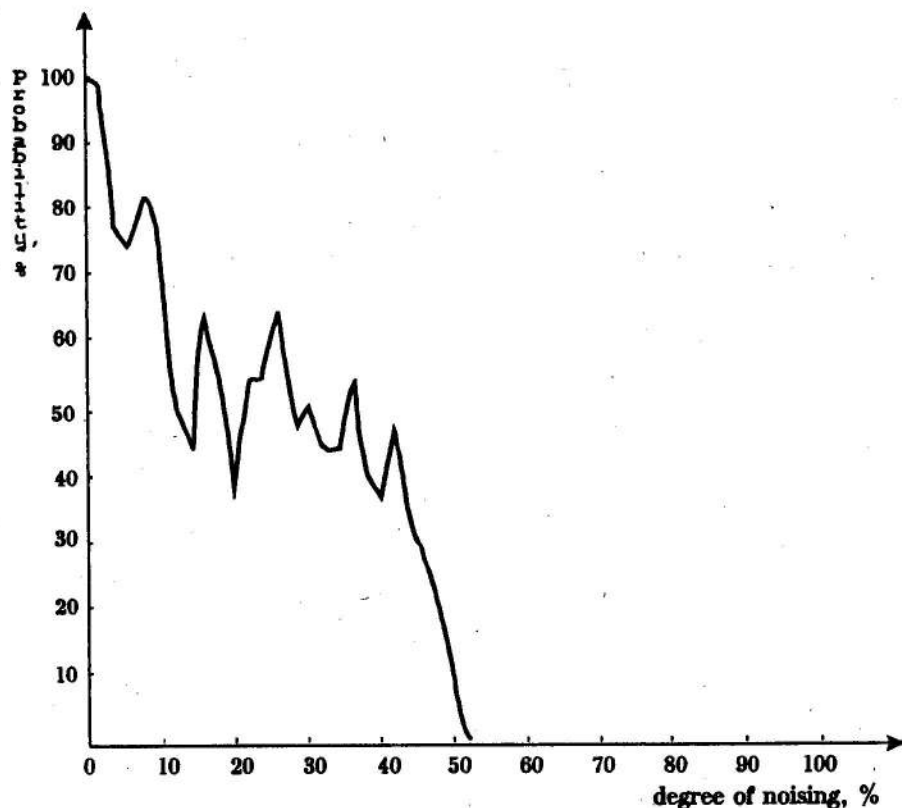


Рис. 6а. Вероятности распознавания выделенного фрагмента изображения в зависимости от уровня шума и при низком пороге нейроподобной обработки и импульсных помехах размером 1×1 пиксель на акустическом изображении. Количество предъявлений изображения — 30.

В качестве универсальных характеристик устойчивости алгоритмов к шумам одного масштаба были использованы зависимости $P(\beta)$ — вероятность распознавания и $\sigma(\beta)$ — величина среднеквадратичного отклонения от степени зашумленности. Примеры таких зависимостей для разных масштабов шумов, искажающих исследуемое изображение, приведены на рис.6. Вид зависимостей среднеквадратичного отклонения от степени зашумления $\sigma(\beta)$ имеет характерные особенности (рис.6б). Практическое значение имеет лишь начальный участок графика, по которому можно, например, определить предельно допустимую степень зашумления при задаваемых условиях на верхнюю величину среднеквадратичной ошибки в определении координат центра искомой области. Достижение среднеквадратичной ошибки величин близких к 100% говорит о том, что в условиях сильного зашумления за точку пересечения все чаще принимаются совершенно случайные точки. Спадание и выход графика на ровный

участок связаны с особенностью алгоритма, который при зашумлении близком к 100% постоянно принимает за искомую точку центр вводимого изображения, который в данном примере оказался близким к истинной точке пересечения, отмеченной оператором и затем автоматически выделяемой при $\beta = 0$.

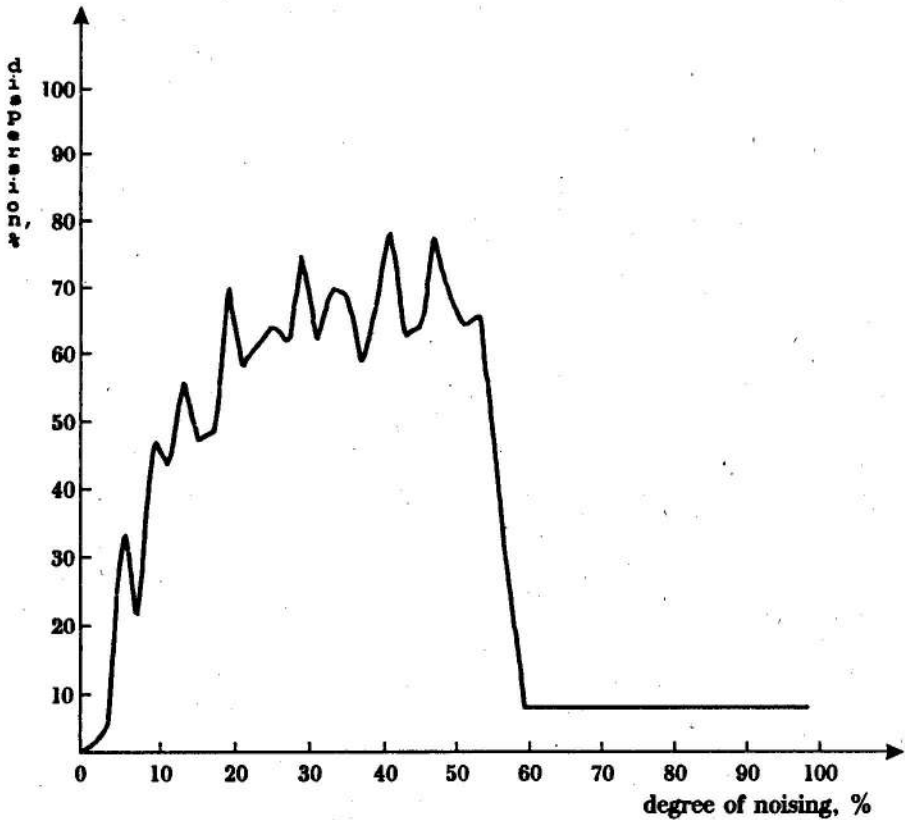


Рис. 66. Величины среднеквадратичных отклонений в зависимости от уровня шума и при низком пороге нейроподобной обработки и импульсных помехах размером 1×1 пиксель на акустическом изображении. Количество предъявлений изображения — 30.

На основе полученных зависимостей $P(\beta)$ для шумов разных масштабов была построена также $\beta - S$ диаграмма, где в плоскости с осями β (степень зашумленности) и S (масштаб шумов) отложены линии равной вероятности, ограничивающие области, в которых вероятность распознавания лежит в заданных пределах рис.7. Такие диаграммы наглядно показывают характеристики помехозащищенности разных алгоритмов обработки [10].

Исследование помехоустойчивости алгоритмов обработки изображений методом Монте-Карло для достижения высокой точности требует больших затрат времени вычислений. Так при увеличении количества

статистических испытаний в N раз точность получаемых характеристик повышается лишь в \sqrt{N} раз (т.е. величина ошибки $< 3/\sqrt{N}$). Время исследования при 100 предъявлениях требует десятков часов машинного времени. Тем не менее, если необходимо заранее определить характеристики программ обработки, особенно ориентированных на практическое использование, такое исследование оправдано. Для рассмотренного здесь алгоритма уже после 10–15 предъявлений оказалось возможным оценить количественные характеристики помехоустойчивости, которые заранее не всегда очевидны.

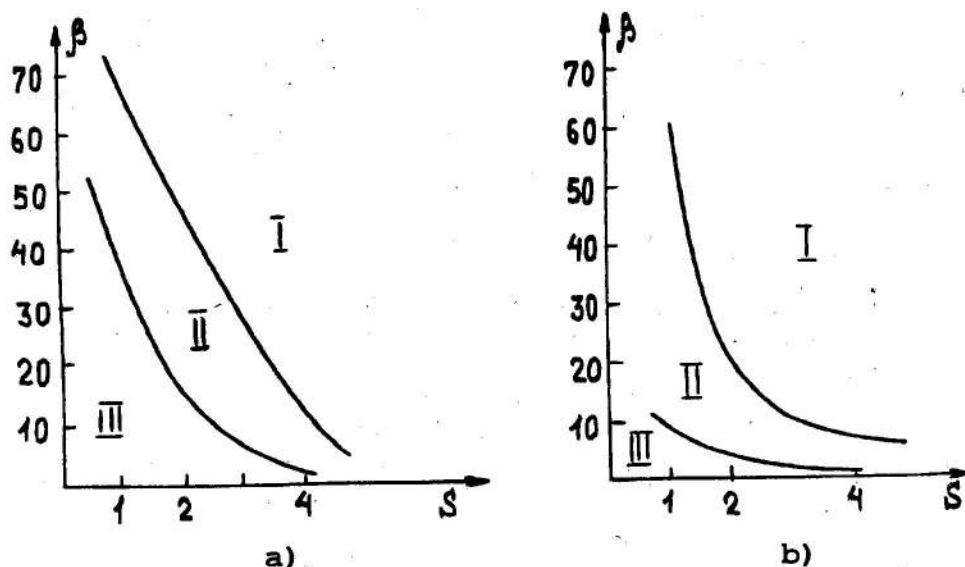


Рис.7. Обобщающие $\beta - S$ диаграммы помехозащищенности алгоритмов распознавания при а) — низком и б) — высоком порогах нейроподобной фильтрации изображения. Характерные диапазоны изменений вероятности распознавания отмечены на рисунке римскими цифрами: в области I вероятность распознавания меньше 20%; в области II — $20\% < P < 80\%$; в области III — $80\% < P < 100\%$.

4. Созданный пакет программ представляет собой открытую систему и обладает возможностью настройки его на разнообразные алгоритмы распознавания при проведении исследований помехоустойчивости операций классификации изображений. Такое инструментальное средство помогает проконтролировать все интересующие эксперта этапы в цепочке используемых преобразований и позволяет визуализировать сигналы в наиболее сложных для понимания случаях. На основе примененного подхода возможны дальнейшие модификации схемы исследований помехоустойчивости (с целью адаптации их к требованиям эксперимента) для самых разных алгоритмов, используемых в системах принятия решений.

Авторы искренне благодарны С.А.Терехову за весьма плодотворные

обсуждения методов исследования, использованных в данной работе. Исследования, описанные в этой статье, частично были поддержаны Международным Научным Фондом в рамках Гранта N R 8 Z 0 0 0 .

ЛИТЕРАТУРА

1. Wade G.
Acoustical Imaging. 1986. V.15. P.1.
2. Бородина Е.Л., Горская Н.В., Горский С.М., и др. // Акустический журнал. 1992. Т.38. N 6. С.1004.
3. Нечаев А.Г., Хилько А.И. // Изв. Вузов. Радиофизика. 1993. Т.36. N 8. С.738.
4. Физические и математические модели нейронных сетей // Итоги науки и техники. — М., 1989. Т.1-3.
5. Соколов Е.Н., Вайтквичюс Г.Г. Нейроинтеллект. От нейрона к нейрокомпьютеру. — М.: Наука, 1989.
6. Kuznetsov S.O., I.V.Nujdel, V.G.Yakhno. Segmentation and pattern recognition of a composite image produced by a system of elements with neural-network architecture // Neurocomputers and attention. Volume II: connectionism and neurocomputers. Manchester University Press. 1991. P.591.
7. Belliustin N.S., Kuznetsov S.O., Nuidel I.V., Yakhno V.G. // Neurocomputing. 1991. V.3. P. 231.
8. Яхно В.Г., Беллюстин Н.С., Красильникова И. Г., и др. // Изв. Вузов. Радиофизика. 1994. Т.37. N 8. С.961.
9. Соболев И.М. Метод Монте-Карло. — М.: Наука, 1985.
10. Терехов С.А. Приближенные методы в теории переноса в линиях и категоризация излучающих источников. // Диссертация на соискание ученой степени к.ф.-м.н., Челябинск-70, 1992.

Институт прикладной физики
РАН, Н.Новгород

Поступила в редакцию
3 июня 1994 г.

AN ANALYSIS OF NEURO-LIKE ALGORITHM NOISE-IMMUNITY IN PROCESSING ACOUSTIC IMAGES

S.M.Gorskij, E.B.Kurzenin, A.I.Khil'ko, V.G.Yakhno

There exist a problem of preliminary selection of the most noise-immune algorithms (including the neuro-like ones) in processing acoustic signals in

systems of underwater acoustic vision. There has been considered a software version to make possible of choosing such parameters in algorithms of acoustic image transformation which improve noise-immunity of the decision-making process. In model experiments associated with threshold changes in algorithms of neuro-like transformations it has been shown a possibility to choose the processing modes with an improved noise-immunity.