

ИДЕНТИФИКАЦИОННЫЙ МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ МАЛОРАЗМЕРНЫХ ПОДВОДНЫХ ОБЪЕКТОВ

IDENTIFICATION PATTERN RECOGNITION TECHNIQUE FOR SMALL-SIZE UNDERWATER OBJECTS

В. Ю. Кобенко¹, А. К. Кошеков², Б. В. Кошекova², С. И. Латыпов², Н. И. Калантаевская², М. Гаврилова²

¹Омский государственный технический университет, г. Омск, Россия

²Северо-Казахстанский государственный университет им. М. Козыбаева, г. Петропавловск, Казахстан

V.Yu. Kobenko¹, A.K. Koshekov², B.V. Koshekov², S.I. Latypov², N.I. Kalantayevskaya², M. Gavrilova²

¹Omsk State Technical University, Omsk, Russia

²M. Kozybaev North-Kazakhstan State University, Petropavlovsk, Kazakhstan

Аннотация. Описан метод распознавания образов подводных объектов, основанный на использовании идентификационных измерений, в результате которых получается число, количественно характеризующее форму какой-либо характеристики информативного сигнала. Вероятность распознавания и классификации подводных объектов определяется полнотой заранее созданной базы образов известных объектов, сформированной в соответствии с оценками сертифицированных экспертов. При базе данных в три образа вероятность распознавания составила более 80%. Полученные результаты, высокая чувствительность и отсутствие заметных краевых эффектов метода указывают на возможность реализации для гидролокаторов бокового обзора принципиально нового типа программного обеспечения, которое позволит повысить их интеллектуализацию в области распознавания и классификации подводных объектов.

Ключевые слова: идентификационные измерения, распознавание образов, закон распределения, случайный сигнал, порядковая шкала, распознавание подводных объектов.

DOI: 10.25206/2310-9793-7-2-212-220

I. ВВЕДЕНИЕ

Гидрологические исследования водных акваторий являются важной составляющей решения задачи обеспечения безопасности судоходства. Основной целью при этом ставится обнаружение и распознавание таких объектов, находящихся в водной среде, которые потенциально несут опасность для различных судов. Примерами таких объектов могут являться затонувшие суда, подводные скалы, кабельные линии, трубопроводы, мины, различные контейнеры и другие объекты. При проведении гидрологических исследований основными инструментами являются гидролокаторы. Наиболее распространены гидролокаторы бокового обзора (ГБО). Одним из перспективных направлений в развитии современного гидролокационного оборудования является применение в них фазированных антенных решеток (ФАР) излучателей и приемников ультразвуковых волн. Такой подход совместно с применением линейной частотной модуляции позволяет значительно повысить разрешающую способность и помехоустойчивость при обнаружении подводных объектов [1, 2].

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В настоящее время в ГБО при обработке эхо-сигнала, полученного от объекта исследования, как правило, используется быстрое преобразование Фурье (БПФ). Данный подход имеет несколько недостатков при низкочастотном зондировании: 1) на точность измерения влияют спектральные составляющие шумов вида $1/F$, где F – частота сигнала; 2) для получения требуемого разрешения необходимо увеличивать время измерения; 3) не решен вопрос автоматической классификации и распознавания объектов на фоне помех на плоскости сканируемого изображения. Повышение же частоты зондирующего сигнала влечет увеличение потерь мощности, и уменьшение дальности обнаружения объектов. Выделение объекта и дальнейшее его распознавание в настоящее время осуществляется в ручном режиме экспертами в данной области, которые применяют методы цифровой обработки изображений [3], вейвлет-анализ и нейронные сети [4], моделирование случайного поля и нечеткой логики [5], адаптивные системы поиска [6]. Устранение перечисленных недостатков приводит к усложнению программного обеспечения ГБО, увеличению времени анализа и времени принятия решения, и, как следствие, к увеличению расходов на проведение исследований.

III. ТЕОРИЯ

Для распознавания образов подводных объектов предлагается использовать технологии *идентификационных измерений*, которые основаны на количественном оценивании формы исследуемых объектов. В публикациях [7–9] доказана возможность количественного оценивания (измерения) формы характеристик сигналов.

К настоящему времени сформирован существенный научный задел, позволяющий говорить о том, что в теории и технике измерений появилось новое научное направление – *идентификационные измерения (ИИ) сигналов*. Основателем этого направления по праву считается доктор технических наук, профессор Ю. Н. Кликушин. Суть ИИ заключается в количественном оценивании формы характеристик сигналов [10].

Ключевой особенностью ИИ является интегральное измерение формы характеристик сигналов. При этом сам сигнал (или его характеристика) рассматривается как нечто целое, неделимое, например, как единый массив значений, которому по определенным правилам ставится в соответствии число, названное идентификационным. Это число является результатом измерений. Как показывают проведенные ранее исследования, подобный подход в большинстве случаев дает ощутимый наглядный результат.

При применении интегральных методов следует учитывать неоднозначность: одно и то же идентификационное число может характеризовать разные сигналы. Эта особенность всех интегральных преобразований. Например, одни и те же числовые значения точечных характеристик случайных сигналов могут быть получены от разной сигналов.

Одним из возможных путей уменьшения неоднозначности распознавания может служить измерение внутренней структуры сигналов, что позволяет различить, например, два сигнала, имеющих одинаковые интегральные идентификационные показатели, но различающиеся видом их распределения по всей длительности сигнала. Кроме того, исследование внутренней структуры сигналов путем их сканирования по длине позволяет обнаруживать, идентифицировать и классифицировать скрытые закономерности в виде некоторых нечетко определенных кластеров.

В теории ИИ выделение подобных кластеров осуществляется на основе измерения распределений мгновенных значений (РМЗ) соответствующих сигналов.

Это обстоятельство является принципиальным отличием теории ИИ от классических подходов, реализуемых в задачах анализа сигналов, поскольку представляет новую концепцию в распознавании образов – *перехода от измерений моментов к измерению РМЗ*.

Базовая идея теории ИИ поясняется на рис. 1, где представлена технология выполнения идентификационных измерений. Выборочная реализация входного сигнала $X(t)$ произвольного объема N поступает на вход идентификационного преобразователя (тестера), на выходе которого формируется идентификационное число $G = Id[X(t)]$. Это число сравнивается с многозначной мерой – идентификационной шкалой (ИШ) подобных же чисел ($G_1, G_2, \dots, G_k$), полученных в результате предварительной калибровки. Основным свойством идентификационных чисел является их масштабная инвариантность – независимость от параметров математического ожидания и дисперсии анализируемого сигнала.

В результате ранее проведенных исследований [11, 12] была установлена фундаментальная закономерность (табл. 1), проявляющаяся в том, что идентификационные числа (K – параметр вариабельности, A – параметр формы распределения, F_c – квазичастота сигнала) упорядочивают симметричные распределения случайных сигналов – двумодальное (2МОД), арксинусное (АРКС), равномерное (РАВН), трапецидальное (ТРАП), треугольное (СИМП), нормальное (НОРМ), Лапласа (ЛАПЛ) и Коши (КОШИ) – в диапазоне от 4 до N .

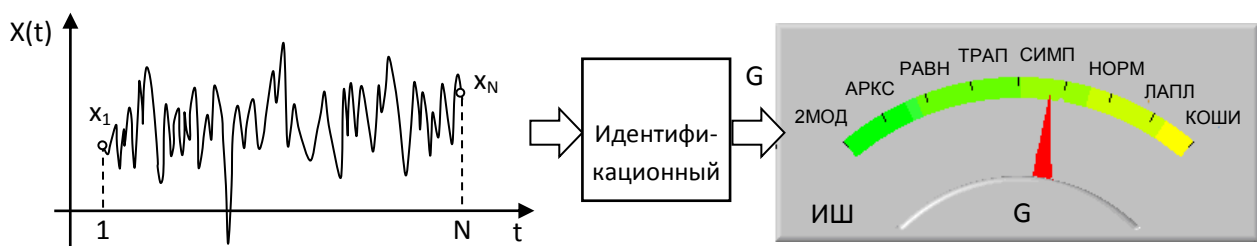


Рис. 1. Технология выполнения идентификационных измерений

ТАБЛИЦА 1
ИДЕНТИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА ПАРАМЕТРОВ ФОРМЫ И ВАРИАБЕЛЬНОСТИ
СЛУЧАЙНЫХ СИГНАЛОВ

N=10000, L=100, $t_n=1c$	Отметки шкалы – реперные точки (вид закона распределения случайного сигнала)							
	2МОД	АРКС	РАВН	ТРАП	СИМП	НОРМ	ЛАПЛ	КОШИ
Rank	1	2	3	4	5	6	7	8
$\langle K \rangle$, рад	1	1,27	1,33	1,39	1,4	1,41	1,5	1,87
$\langle A \rangle$, рад	4	6,28	8	10	12	19	36	N
$\langle F_c \rangle$, Гц	2500	2027	1667	1350	1180	736	416	6

Примечание: N – объем выборки реализации сигнала; L – количество реализаций сигнала; t_n – время наблюдения сигнала; Rank – порядковый номер отметки на шкале; $\langle K \rangle$, $\langle A \rangle$, $\langle F_c \rangle$ – значение параметров K, A, F_c усредненные по L реализациям сигнала для каждой отметки шкалы.

Таким образом, в простейшем случае распознавание неизвестного входного сигнала заключается в интерполяции положения стрелки указателя между оцифрованными и поименованными отметками ИШ, с указанием степени принадлежности имени исследуемого сигнала к ближайшей реперной точке.

Такая интерпретация результатов измерений фактически означает решение задачи линейной классификации, при которой имена реперных точек обозначают имена классов группирования. В частности, для ИШ (табл.1), состоящей из 8 реперных точек, множество входных анализируемых сигналов может быть разделено по параметру формы A на 8 классов, а по двум параметрам A и F_c – на 64 класса.

Параметры ИШ могут быть представлены в виде ранговых характеристик в графической и аналитической формах (рис. 2, 3). Это позволяет проводить аналитическую интерполяцию показаний идентификационного тестера (когда стрелка указателя находится между оцифрованными отметками реперных точек) и, тем самым, повышать достоверность оценки РМЗ сигнала.

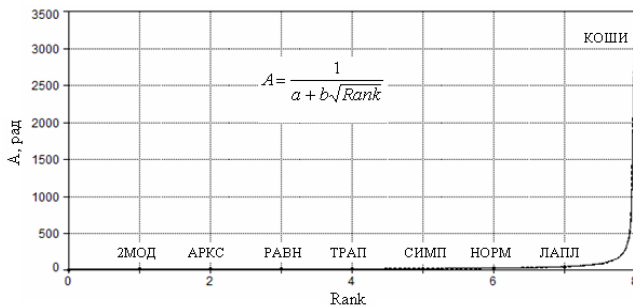


Рис. 2. График зависимости параметра формы A от порядковых номеров Rank распределений

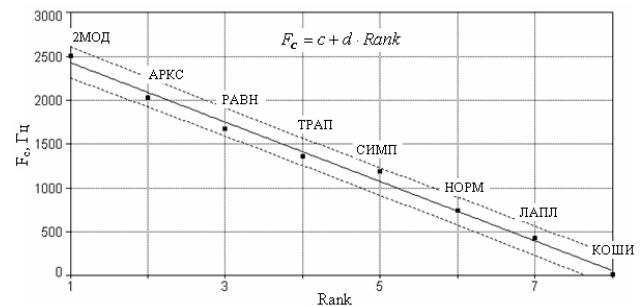


Рис. 3. График зависимости квазичастоты F_c от порядковых номеров Rank распределений

Сравнение графиков показывает, что, исходя из критерия простоты реализации и в силу линейности функции преобразования, наиболее перспективным является использование квазичастоты F_c в качестве идентификатора РМЗ случайных сигналов. Физический смысл понятия квазичастоты состоит в том, что она характеризует среднее количество локальных одноименных экстремумов (максимумов или минимумов) сигнала за единицу времени наблюдения. При этом, если сигнал – случайный, то квазичастота определяет вид РМЗ, если же сигнал – периодический, то квазичастота определяет значение частоты сигнала.

Если сигнал является некоторой смесью регулярной и хаотической компонент, то квазичастота должна принимать такое значение, которое может служить мерой содержания этих компонент в сигнале. Проведенные исследования позволили установить новую для теории сигналов закономерность – квазичастота F_c случайного сигнала не меньше квазичастоты F_x любого другого сигнала с тем же значением параметра формы A, т.е. таким же распределением мгновенных значений:

$$F_c \geq F_x, \text{ при } (A = A_x). \quad (1)$$

Используя формулу (1), в работе [13] был предложен способ, позволяющий оценивать относительное содержание регулярной компоненты сложного сигнала. Для примера, на рис. 4 показаны два сигнала, один из которых (8.wav) является «чистым» (незашумленным) сигналом, а другой (7.wav) – содержит хаотическую компоненту (шум).

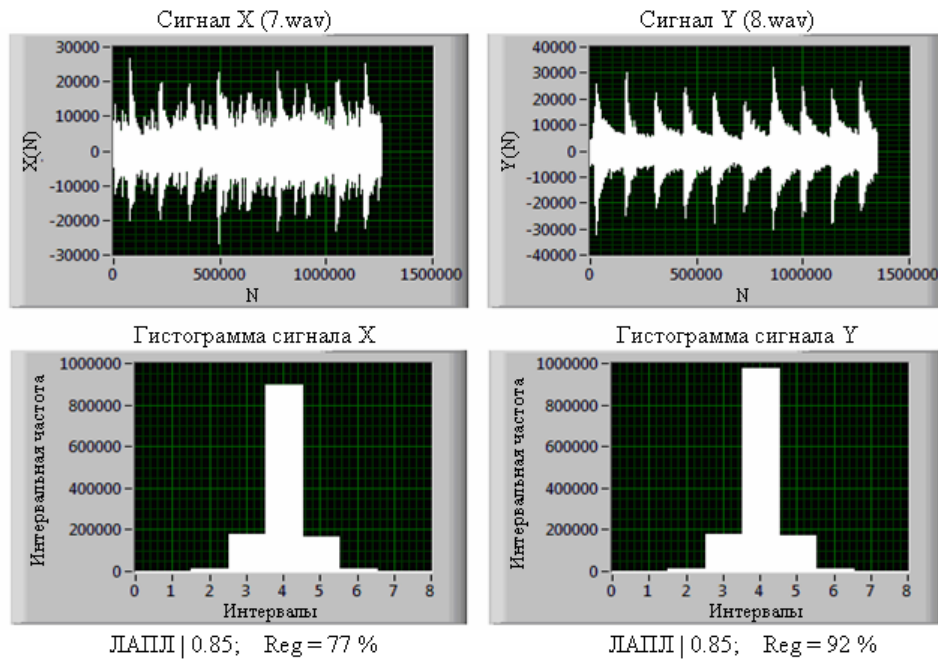


Рис. 4. Пример сравнения двух сигналов по степени регулярности Reg

Результаты анализа показывают, что, при одинаковой форме РМЗ (ЛАПЛ | 0,85), степень регулярности незашумленного сигнала составляет $Reg = 92 \%$, а зашумленного – $Reg = 77 \%$. Таким образом, отличие сигналов по данному идентификационному показателю составляет 15 %. Другими словами – сигналы похожи на 85 %.

Поскольку структура (рис.) содержит встроенную базу знаний в виде многозначной меры РМЗ, то идентификационные инструменты могут быть отнесены к интеллектуальным средствам измерения и распознавания сигналов. Наиболее перспективными направлениями использования идей и методов идентификационных измерений являются контроль и диагностика состояния любых объектов и процессов, представленных своими выборочными реализациями.

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

При распознавании образов подводных объектов задача анализа сводится к выявлению и локализации в структуре сигнала некоторых неоднородностей. Поэтому анализатор должен содержать сканирующее устройство, распознаватель и пороговый фильтр.

Структурная схема идентификационного анализатора (ИА) изображена на рисунке 5. Анализатор состоит из сканирующего устройства (сканера), идентификационного тестера и компаратора. Сканер последовательно «просматривает» входной сигнал $X(t)$, начиная с первого отсчета. Выходной сигнал сканера $Y(t)$ измеряется тестером, на выходе которого формируется идентификационное число $G(t)$.

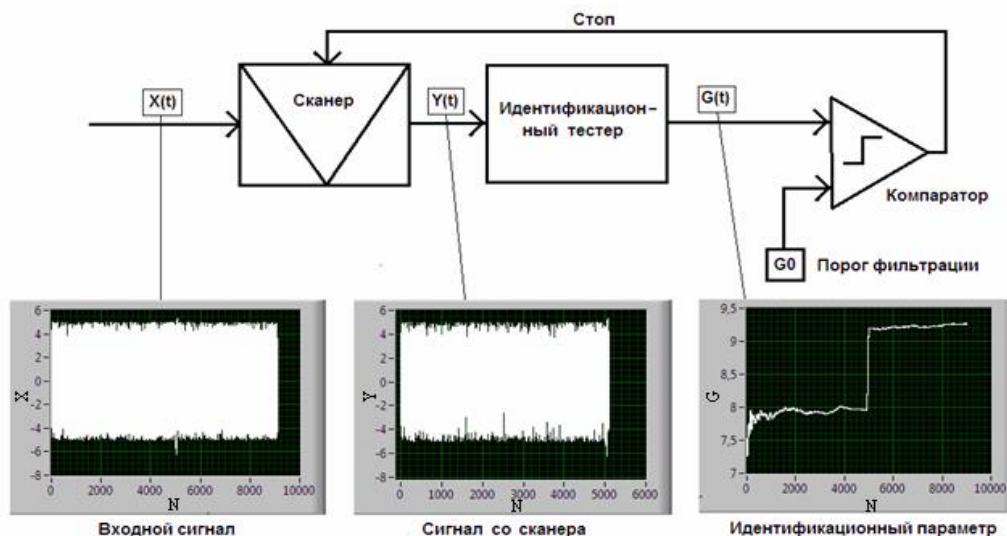


Рис. 5. Структурная схема идентификационного анализатора

Компаратор сравнивает текущее значение идентификационного числа $G(t)$ с некоторым пороговым уровнем G_0 . При выполнении условия $G(t) \geq G_0$ фиксируется момент времени $t = t_1$ срабатывания компаратора и работа сканера останавливается. Момент времени t_1 определяет положение левой границы неоднородности сигнала. Аналогично, при сканировании сигнала $X(t)$ от последнего отчета к первому можно определить момент времени t_2 , который будет задавать положение правой границы неоднородности сигнала. Размер неоднородности вычисляется, как разность моментов времени: $t_2 - t_1$.

Поскольку размер и положение неоднородности по длине сигнала измеряются в пространстве идентификационных чисел $G(t)$, а не мгновенных значений $X(t)$ входного сигнала, то, потенциально, такой способ выделения области существования неоднородности (или кластеризации) обладает более высокой статистической устойчивостью по сравнению с классическими амплитудными измерениями. Значение порога G_0 срабатывания компаратора задается, исходя из априорных знаний о РМЗ сигналов фона (среды) и неоднородности (объекта).

В процессе исследований было проведено сравнение моделей идентификационного и классического (дисперсионного) методов распознавания образов объектов в водной среде. На рисунке 6 представлены результаты такого сравнения для отношения сигнал-шум (ОСШ) равного 1.

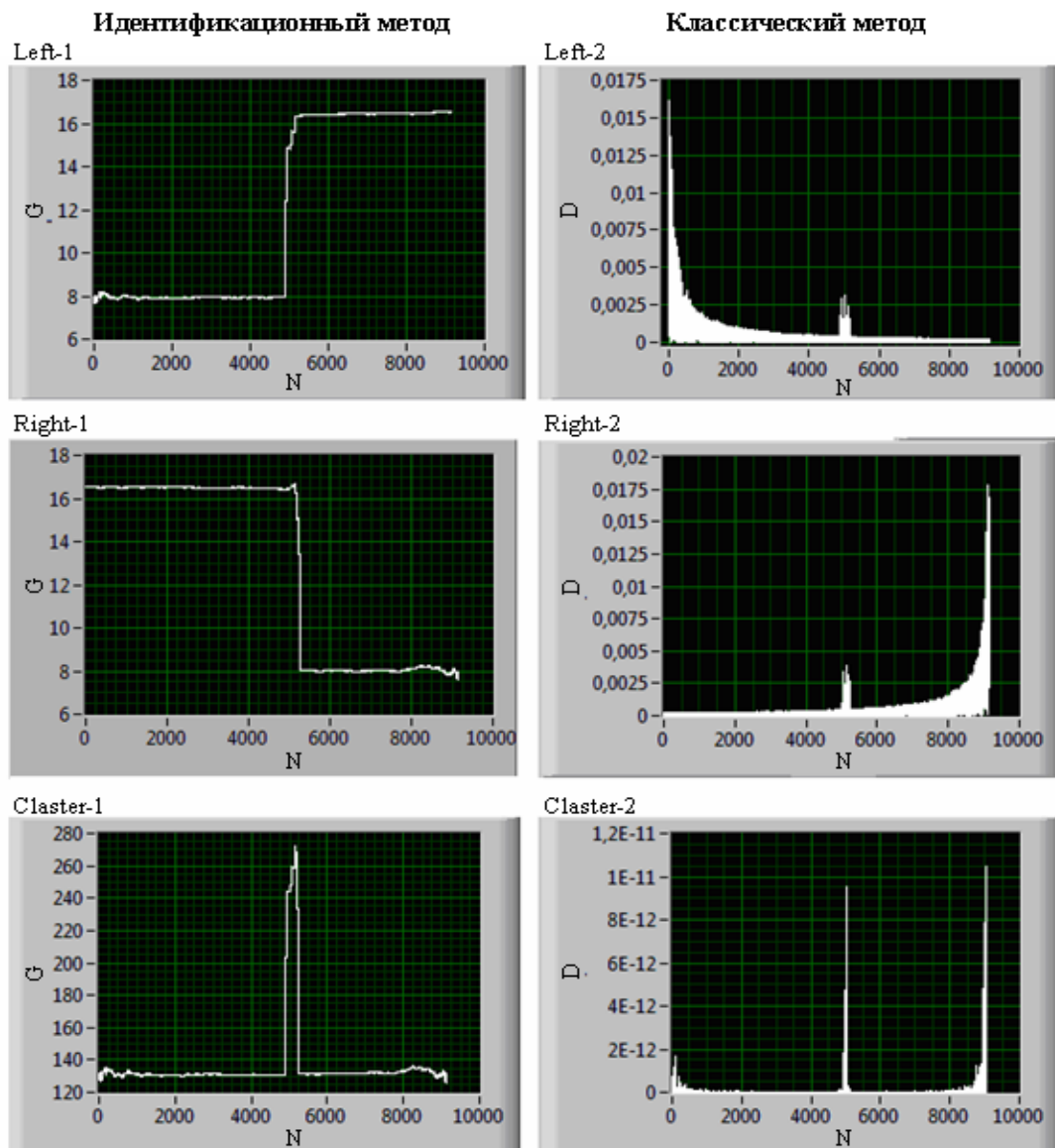


Рис. 6. Примеры выделения границ и области неоднородности сигналов идентификационным (левый столбец) и классическим (правый столбец) методами для ОСШ=1

Измерения были проведены для случая, при котором неоднородность (модель объекта) представляла собой аддитивную смесь случайных сигналов с нормальным и равномерным распределениями. В свою очередь, эта смесь компилировалась в равномерно распределенный случайный сигнал, который служил моделью среды.

Визуально подобный сигнал показан на дисплее «Входной сигнал» (рис. 5). На рисунке 6 графики Left-1 и Left-2 относятся к случаю сканирования положения объекта слева, а графики Right-1 и Right-2 – справа.

Как следует из сопоставления образов, полученных идентификационным (дисплей Claster-1) и классическим (дисплей Claster-2) методами, амплитуда идентификационного кластера на 13 порядков больше амплитуды кластера, полученного путем стандартного дисперсионного анализа.

В таблице 2 промоделированы численные оценки вероятности правильного обнаружения объекта при ОСШ=0,03. По совокупности различных размеров (100; 250; 1000, 5000 отсчетов) объекта и его положений (в начале, середине и конце) в области обзора, среднее значение вероятности правильного обнаружения составляет 0,89 при количестве повторений для каждого случая 1000.

ТАБЛИЦА 2
ЗАВИСИМОСТЬ ВЕРОЯТНОСТИ ПРАВИЛЬНОГО ОБНАРУЖЕНИЯ ОБЪЕКТА
ОТ ЕГО РАЗМЕРОВ И ПОЛОЖЕНИЯ В ОБЛАСТИ ОБЗОРА (ОСШ = 0,03)

Размер объекта (в количестве отсчетов)	Положение объекта в области обзора	Вероятность правильного обнаружения
100	начало	0,96
	середина	0,68
	конец	0,4
250	начало	1
	середина	0,93
	конец	0,85
1000	начало	0,98
	середина	0,97
	конец	0,97
5000	начало	0,998
	середина	0,996
	конец	0,997
Среднее значение:		0,89

Таким образом, вероятность обнаружения объекта, представленного сигналом из 1000 отсчетов и более, с помощью описанного метода составила более 0,97.

Описанный метод применен для решения практической задачи распознавания и классификации образов подводных объектов, изображения которых получены с помощью ГБО. Для примера создания базы образов были выбраны три подводных объекта, названных «Судно» (С), «Торпеда» (Т), «Мина» (М). Примеры изображений таких объектов показаны на рис. 7.

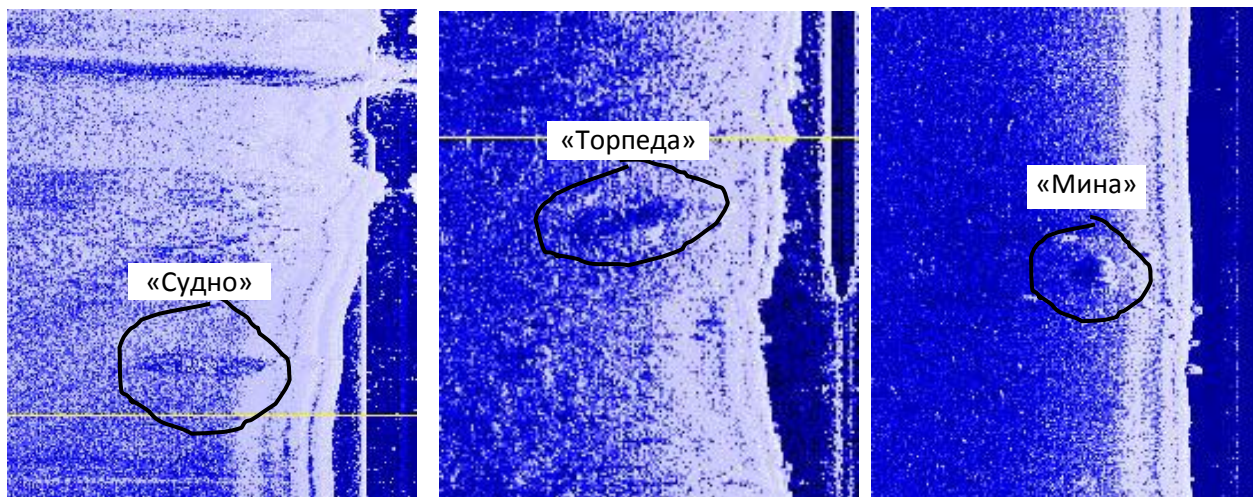


Рис. 7. Примеры образов объектов, полученных с помощью ГБО

В основе технологии распознавания и классификации образов подводных объектов лежит идентификационная шкала параметров формы и вариабельности случайных сигналов (табл. 1). Каждый объект в базе образов представлен в виде кода, сформированного из параметров A , F_c . Сначала объект локализуется на фоне помех с помощью алгоритма, описанного выше. Затем фрагмент изображения сканируется по строкам и столбцам. Для каждой строки и столбца определяются параметры A и F_c , формирующие два идентификационных кода - строчный и столбцовый соответственно. Полученные коды являются уникальными идентификаторами фрагмента изображения. В результате сравнения идентификационного кода неизвестного фрагмента с базой данных (БД) формируется суждение о принадлежности неизвестного объекта ближайшему известному из БД.

Результаты распознавания и классификации образов подводных объектов представлены в таблице 3.

ТАБЛИЦА 3
РЕЗУЛЬТАТЫ РАСПОЗНАВАНИЯ И КЛАССИФИКАЦИИ ОБРАЗОВ ПОДВОДНЫХ ОБЪЕКТОВ

№ п/п	Имя файла	Экспертная оценка	Вероятность совпадения с образами БД, %					
			по строчному коду			по столбцовому коду		
			С	Т	М	С	Т	М
1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	07.sff	М	16	38	65	15	39	71
2	08.sff	М-БД	10	12	87	9	15	92
3	14.sff	М	23	34	58	21	38	68
4	15.sff	М	29	25	71	16	46	57
5	17.sff	М	13	44	55	31	57	49
6	36.sff	М	31	51	45	22	48	53
7	53.sff	М	14	28	63	19	37	58
8	25.sff	М	12	33	65	20	32	70
9	98.sff	М	5	46	53	28	27	51
10	99.sff	М	11	47	42	34	59	20
11	56.sff	М	23	29	58	23	35	55
12	60.sff	М	18	21	74	12	23	69
13	19.sff	М	17	36	66	29	27	65
14	34.sff	М	9	40	47	14	37	53
15	61.sff	М	34	36	67	18	22	75
16	63.sff	М	24	37	60	29	41	52
17	77.sff	М	41	36	55	23	40	46
18	93.sff	М	45	58	32	40	62	44
19	37.sff	М	33	24	61	11	19	73
20	12.sff	М	15	39	63	26	35	58
21	03.sff	Т	35	68	16	41	56	24
22	11.sff	Т	28	74	19	40	53	15
23	26.sff	Т-БД	15	93	8	18	95	10
24	28.sff	Т	61	37	12	55	48	18
25	41.sff	Т	35	67	10	31	57	15
26	43.sff	Т	42	69	9	29	58	18
27	44.sff	Т	45	58	14	37	64	21
28	48.sff	Т	20	55	19	29	55	20
29	52.sff	Т	23	72	16	25	68	17
30	58.sff	Т	34	63	15	38	71	19
31	59.sff	Т	59	44	18	68	40	12
32	64.sff	Т	15	59	20	25	60	18
33	66.sff	Т	28	60	22	32	58	10
34	67.sff	Т	39	57	17	22	61	12
35	75.sff	Т	25	74	11	40	55	16
36	78.sff	Т	29	76	12	36	59	21
37	80.sff	Т	34	62	13	31	65	19
38	94.sff	Т	18	69	15	43	73	15
39	97.sff	Т	65	38	15	48	55	18

№ п/п	Имя файла	Экспертная оценка	Вероятность совпадения с образами БД, %					
			по строчному коду			по столбцовому коду		
			С	Т	М	С	Т	М
40	10.sff	С	72	36	19	80	24	9
41	21.sff	С	75	32	16	81	20	14
42	22.sff	С	63	49	13	57	44	8
43	32.sff	С	58	40	26	69	36	10
44	50.sff	С-БД	97	14	7	94	18	11
45	05.sff	С	54	60	19	49	68	15
46	09.sff	С	63	27	13	71	34	18
47	81.sff	С	65	28	15	76	38	17
48	89.sff	С	58	35	18	68	29	15
49	20.sff	С	72	39	23	44	40	57
50	24.sff	С	79	30	21	64	35	22
51	29.sff	С	75	29	9	73	33	15
52	39.sff	С	68	34	11	71	27	17
53	40.sff	С	55	40	29	59	43	12
54	95.sff	С	43	58	19	64	39	10
55	51.sff	С	69	38	21	79	33	7
56	57.sff	С	64	35	16	65	37	15
57	73.sff	С	59	32	10	72	35	18
58	90.sff	С	53	41	13	42	63	21

Примечание: М – «Мина», Т – «Торпеда», С – «Судно», М-БД – «Мина» из БД, Т-БД – «Торпеда» из БД, С-БД – «Судно» из БД. Жирным шрифтом выделены наибольшие значения вероятности совпадения с образами БД, ошибки выделены серым цветом.

В результате анализа данных таблицы 3 установлено следующее: 1) вероятность распознавания неизвестных подводных объектов в среднем составила более 80% при БД в три образа; 2) вероятность распознавания объектов, входящих в БД, составила более 85%; 3) ошибка при распознавании объекта типа «Мина» составила 20%, ошибка при распознавании объекта типа «Торпеда» - 16%, ошибка при распознавании объекта типа «Судно» - 21%.

Сравнивая описанный метод распознавания образов подводных объектов (вероятность распознавания более 80%) с известным в литературе методом (вероятность распознавания не более 70%), основанным на анализе эхо-сигналов, полученных от подводных объектов, по наибольшему значению отклику согласованного фильтра, который реализует взаимно корреляционную обработку принимаемого сигнала и зондирующего импульса, следует отметить преимущество первого.

V. ВЫВОДЫ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Основными достоинствами предложенного идентификационного метода являются высокая чувствительность, отсутствие заметных краевых эффектов и, следовательно, возможность обнаруживать объекты при малых ОСШ.

2. Подтвердилась возможность применения идентификационного метода для распознавания образов подводных объектов, путем анализа отраженного эхо-сигнала.

3. Расчетная вероятность обнаружения объекта на фоне помех с помощью описанного идентификационного метода составила более 0,97.

4. Вероятность распознавания и классификации подводных объектов определяется полнотой заранее созданной базы образов известных объектов, сформированной в соответствии с оценками сертифицированных экспертов. При базе данных в три образа вероятность распознавания составила более 80 %.

5. Практическая значимость полученных результатов заключается в возможности реализации для ГБО принципиально нового типа программного обеспечения, которое позволит повысить их интеллектуализацию в области распознавания и классификации подводных объектов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hyeonwoo Cho, Jeonghwe Gu, Son-Cheol Yu. Robust Sonar-Based Underwater Object Recognition Against Angle of-View Variation // Sensors Journal IEEE. 2016. Vol. 16, no. 4. P. 1013–1025.

2. Vandrish P., Vardy A., Walker D., Dobre O. A. Side-scan sonar image registration for AUV navigation // Underwater Technology (UT) // IEEE Symposium on and 2011 Workshop on Scientific Use of Submarine Cables and Related Technologies (SSC). 2011. P. 1–7.
3. Bianco G., Gallo A., Bruno F., Muzzupappa M. A comparison between active and passive techniques for underwater 3D applications // International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. ISPRS Archives. 2011. Vol. 38 (5W16). P. 357–363.
4. Azimi-Sadjadi M.R., Yao D., Huang Q., Dobeck G. J. Underwater target classification using wavelet packets and neural networks // IEEE Transactions on Neural Networks. 2000. Vol. 11, no. 3. P. 784–794.
5. Mignotte M., Collet C., Pérez P., Bouthemy P. Markov random field and fuzzy logic modeling in sonar imagery: application to the classification of underwater floor // Computer Vision and Image Understanding. 2000. Vol. 79, no. 1, P. 4–24.
6. Sternlicht D. D., Lemonds D. W., Dikeman R. D., Ericksen M., Schock S. G. Detection and classification of buried objects with an adaptive acoustic mine-hunting system // Oceans Conference Record (IEEE). 2001. Vol. 1. P. 212–219.
7. Klikushin Yu. N., Kobenko V. Yu., Stepanov P. P. Basics of identification measurement technology // Journal of Physics: Conference Series. 2018. Vol. 944, no. 1. P. 012050.
8. Gorshenkov A. A., Klikushin Yu. N., Kobenko V. Yu. Linguistic model for classification measurements of the distributions of signals // Measurement Techniques. 2013. Vol. 56, no. 1. P. 31–36.
9. Klikushin Yu. N., Koshekov K. T., Kobenko V. Yu., Trunin E. S. An algorithm for evaluating the state of a generating unit based on the identification measurements of vibrosignals // Russian Journal of Nondestructive Testing. 2014. Vol. 50, no. 7. P. 413–418.
10. Кликушин Ю. Н., Кобенко В. Ю. Основы идентификационных измерений // Журнал Радиоэлектроники. 2006. № 5. С. 6–7.
11. Кликушин Ю. Н., Кобенко В. Ю. Идентификационный способ классификации сигналов // Омский научный вестник. 2013. № 2 (120). С. 267–272.
12. Koshekov K. T., Klikushin Yu. N., Kobenko V. Yu., Trunin E. S., Demyanenko A. V. Diagnostics of hydro-power objects' state based on results of identification measurement // International Conference on Mechanical Engineering and Automation (ICMEA–2015). August 7–8, 2015, Chengdu, China. Lancaster, Pennsylvania, 2015. P. 120–127.
13. Koshekov K. T., Klikushin Yu. N., Kobenko V. Yu., Sofina N. N., Savostin A. A., Kashevkin A. A. Testing a pump unit by identification measurements of vibration signals // Russian Journal of Nondestructive Testing. 2016. Vol. 52, no. 5. P. 280–286.

УДК 681.518.2

**ИНФОРМАЦИОННОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ПРОЦЕССА ТРАНСПОРТИРОВАНИЯ
МНОГОФАЗНЫХ ПОТОКОВ НА ОСНОВЕ ВНЕДРЕНИЯ
РАДИОИЗОТОПНОЙ БЕССЕПАРАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ УЧЕТА УГЛЕВОДОРОДОВ**

**INFORMATION SUPPORT FOR THE PROCESS OF MULTIPHASE
FLOWS TRANSPORTATION BASED ON THE INTRODUCTION OF A RADIOISOTOPE
NON-SEPARATION HYDROCARBON MEASURING SYSTEM**

А. В. Коптева, В. Ю. Коптев, Д. А. Поддубный
Санкт-Петербургский горный университет, г. Санкт-Петербург, Россия

A. V. Kopteva, V. Yu. Koptev, D. A. Poddubnyi
Saint-Petersburg Mining University, Saint-Petersburg, Russia

Аннотация. Целью работы является разработка метода интеллектуализации информационно-измерительных систем, осуществляющих контроль комплекса параметров сложных многофазных потоков в условиях неопределенности и его реализация на примере создания методики адаптивной информационно-измерительной системы параметров транспортируемой нефти и обнаружения органических отложений на внутренней поверхности трубопровода, с целью повышения эффективности реализуемой государственной информационной системы топливно-энергетического комплекса и определения оптимальных режимных параметров работы системы управления технологическим процессом транспортирования нефти. Реализация поставленной цели обеспечит повышение энергетической и экологической эффективности нефтяных предприятий.