электронный журнал
МОЛОДЕЖНЫЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ВЕСТНИК
Издатель ФГБОУ ВПО "МГТУ им. Н.Э. Баумана". Эл No. ФС77-51038.

УДК 551.461/.467:62

Идентификация частиц взвеси и устройства распознавания

***Игумнова Д.А.**, студент*
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана
кафедра «Подводные аппараты и роботы»

Научный руководитель: С.П. Северов, д.т.н., профессор
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана
kafsm11@sm.bmstu.ru

Проблемы проектирования и разработки измерительных систем идентификации частиц взвеси.

Мировой океан находится в конечном звене глобальных потоков планетарных превращений различных веществ. Океаническая ветвь биогеохимических циклов имеет большое значение для существования всего живого на планете. Проблемы изучения биогеохимических циклов связывают задачи морской гидрохимии, биологии, микробиологии и аппаратурно-инженерной океанологии. Большое значение представляет изучение динамики распределения химического и биологического состава, а также скорости осаждения взвешенного вещества биогенного и абиогенного происхождения. Для получения информации, характеризующей негативные последствия загрязнения, необходимы долгопериодические наблюдения за состоянием планктонных и бентосных сообществ в определенных районах океана [8].

Совокупность измерительных каналов, которые включаются в состав гидролого-оптико-химического комплексов для экологических исследований, недостаточно функциональна, если структура комплексов не имеет в каком-либо виде канала гидрохимических измерений и канала идентификации взвесей.

Фактически исследование взвеси в морской воде по-прежнему чаще всего выполняются путем забора проб воды с требуемых горизонтов и их капсулирования, с последующей лабораторной обработкой результатов, что увеличивает трудоемкость исследований и снижает их оперативность.

Из опубликованных результатов предварительной проработки аналогичных каналов следует, что для успешного создания канала нужно выполнить большой объем задач. Чтобы создать действующий макет, пригодный для апробации в натурных экспериментах, необходимы математические, биологические и химические исследования, а также выполнение ряда инженерных работ.

В [9] представлены результаты предварительных исследований по созданию новых каналов для экологических исследований. Создание модуля управления, сбора и обработки данных с расширенными эксплуатационными возможностями обусловлено предполагаемыми повышенными требованиями к интерфейсам передачи данных и объему собираемой измерительной информации.

Исследование измерительного канала идентификации частиц взвеси в морской воде.

Морская вода содержит большое количество взвешенных частиц минерального и органического происхождения. Органические частицы – это в основном фитопланктон и зоопланктон. Количество планктона составляет от единиц до тысяч организмов на литр. Для количественной оценки взвешенных частиц измеряют следующие характеристики: показатель ослабления направленного света, показатель рассеяния [5], индикатрису рассеяния [6]. Показатель рассеяния и индикатриса рассеяния излучения позволяют получить данные о концентрации взвеси и функции распределения частиц по размерам.

Взвеси состоят из частиц размерами от долей миллиметра до нескольких единиц миллиметра, в частности размеры мезопланктона от 0.5 до 20 мм. Задача количественного и качественного анализа взвесей является важной для характеристики структуры продуктивности морских экосистем и оценки их состояния. Однако по-прежнему наиболее распространенным при исследованиях является визуальный микроскопический анализ таких частиц в пробах воды в лабораторных условиях, хотя этот способ очень трудоемок и малопроизводителен. Данную задачу возможно решать, используя автоматизированные оптические системы, что при полевых исследованиях позволит получать данные в реальном времени, а в лабораторных условиях существенно сократить время на обработку материала.

Для автоматизации исследований частиц были созданы лабораторные автоматизированные системы подсчета. Вероятно, одной из лучших является установка ИОРАН [10]. Кроме нее стоит упомянуть измеритель «ТРАП», внедренный в практику работ и позволяющий проводить подсчет отдельных частиц, движущихся в потоке через измерительную камеру при проведении наблюдений in situ [7]. Базовыми элементами оптической схемы данного измерителя являются проекционный осветитель, измерительный объем, через который проходит вода с находящимся в ней планктоном, и фотоприемник, на который проецируется тень частиц планктона. В последней модификации измерителя в качестве осветителя использован полупроводниковый лазер, а в качестве фотоприемника – фотодиодная линейка. С помощью лазерного излучателя на фотодиодную линейку проецируется тень планктонной частицы, проходящей в потоке воды через измерительный объем, и определяются размеры планктонных организмов. Данные измерители не

позволяют регистрировать качественный состав взвешенных частиц и дают грубые обобщенные характеристики, а не форму и принадлежность к той или иной таксономической группе планктона. Это связано с тем, что изучение сравнительно крупных частиц посредством регистрации их интегральных теней не позволяет детально исследовать отдельные частицы.

В приборе, созданном для распознавания фито- и зоопланктона [13], используется обработка изображения, получаемого телевизионной камерой с помощью специальной вычислительной системы. Однако это устройство является, по-видимому, только лабораторным стендом; реальные результаты, полученные на устройствах данного типа, неизвестны.

В патенте США [14] описано измерительное устройство для автоматизированного определения in situ размера частиц песка донных отложений. Согласно описанию, устройство состоит из отдельных разнесенных в пространстве блоков (оптическая головка с телевизионной системой-микроскопом, кабель, компьютерная система и т.д.). Однако подробности функциональной схемы и, что важно, алгоритмы функционирования и результаты анализ эффективности работы устройства не опубликованы.

Фирмой [16] предлагается измеритель планктона. Судя по описанию, данный прибор позволяет осуществлять обнаружение и классификацию частиц по размерным группам и подсчитывать их.

В целом, анализ опубликованных материалов говорит об отсутствии информации об использованных функциональных схемах и алгоритмах для идентификации находящихся в воде мелких объектов. В настоящее время (за исключением упомянутого выше измерителя ТРАП) не существует устройств, которые можно было бы использовать как готовые измерительные каналы в составе океанологических измерительных комплексов для определения численности и идентификации формы мелких объектов. Необходим оптический измерительный канал, позволяющий самостоятельно или одновременно со стандартными измерительными каналами океанологических параметров осуществлять количественный учет, классификацию по размерам и идентификацию качественного состава частиц взвеси минерального или органического происхождения, включая организмы планктона, в морской воде. Создаваемый канал должен обеспечивать основные алгоритмы обработки изображений, т.е. подсчет и идентификацию объектов. Для использования в составе измерительных комплексов измерительный канал должен с требуемым быстродействием выдавать через выходной интерфейс информацию о качественном и количественном составе частиц взвеси. Для решения многих задач при исследовании зоопланктона достаточно, чтобы данный канал позволял классифицировать

организмы по крупным таксономическим группам. Грубость получаемой информации может оправдаться возможностью получения рядов наблюдения в реальном времени.

Предлагаемая нами структурная схема измерительного канала показана на рис.1. Работой устройства управляет микроконтроллер. Изображение исследуемого объекта, освещенного системой освещения, регистрируется с помощью оптической системы и телевизионной камеры. Далее видеосигнал телевизионной камеры оцифровывается в видео АЦП и после обработки в фильтре подается в сигнальный процессор, в котором выполняется процедура идентификации исследуемого объекта по выбранному алгоритму.

Базовой задачей, которую необходимо решить при создании измерительного канала идентификации, является поиск эффективного алгоритма идентификации объектов и соответствующей программно-аппаратной реализации вычислительной системы.

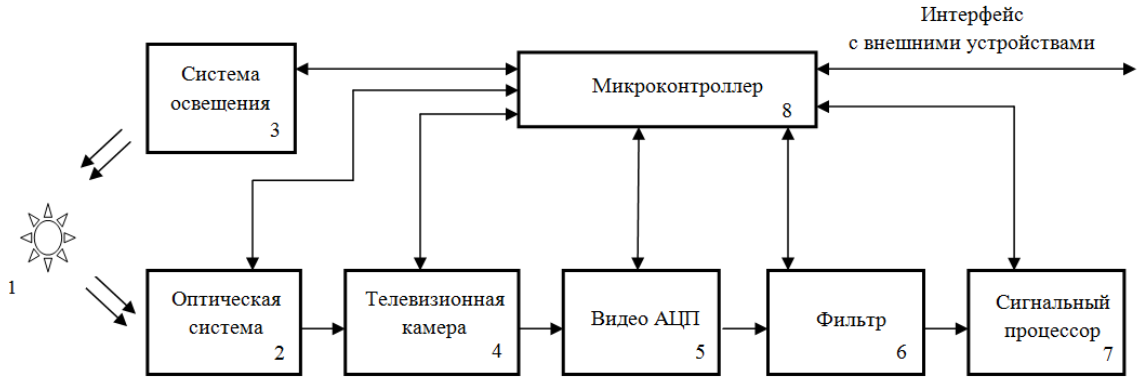


Рис. 1. Структурная схема измерительного канала идентификации частиц взвеси

Один из способов идентификации объекта по его изображению основан на вычислении корреляционной функции между изображением объекта, полученным с телевизионной камеры, и эталонными изображениями объектов, хранящимися в памяти устройства. В случае, когда получаемое с телевизионной камеры изображение с требуемой точностью совпадает с эталонным, значение корреляционной функции (некоторый текущий экстремум) становится выше установленного порога, и может быть принято решение об идентификации искомого объекта, изображение которого хранится в памяти прибора.

При цифровой обработке используются два двумерных массива пикселей, полученных при оцифровке эталонного и исследуемого изображений, а корреляционная функция вычисляется так:

$$R(i,j) = \sum\sum_{n=1,k=1} f_{n,m} \cdot fet_{n+i,m+j}\ , (1),$$

где R(i,j) — корреляционная функция, N, K — размерность массивов, fn,m, fetn,m — исследуемый и эталонный массивы соответственно.

Вычисление корреляционной функции описано, например, в [12]. Для проверки работоспособности данного метода был создан экспериментальный стенд измерительного канала идентификации объектов.

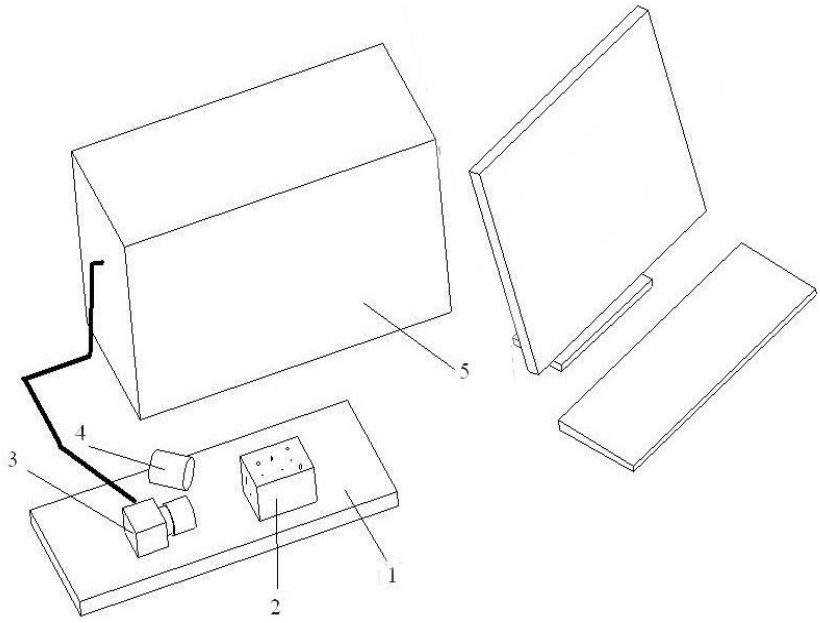


Рис. 2. Состав экспериментального стенда измерительного канала идентификации:
1 — оптическая скамья; 2 — планшет для закрепления моделей объектов;
3 — телевизионная камера; 4 — осветитель; 5 — персональный компьютер с устройством оцифровки телевизионного сигнала

Состав стенда показан на рис.2. Фотография основных частей стенда приведена на рис.3.

В состав стенда входят: оптическая скамья, освещаемый осветителем планшет для закрепления моделей объектов, телевизионная камера, персональный компьютер с устройством оцифровки телевизионного сигнала. Объекты (компьютерная графика на белой бумаге, наклеенная на планшет) являются идеализированными моделями реальных частиц, находящихся в водной среде. Планшет с объектами, телевизионная камера и осветитель установлены на оптической скамье. Телевизионная камера регистрирует изображения объектов. Сигнал с телевизионной камеры оцифровывается с помощью устройства оцифровки телевизионного изображения.

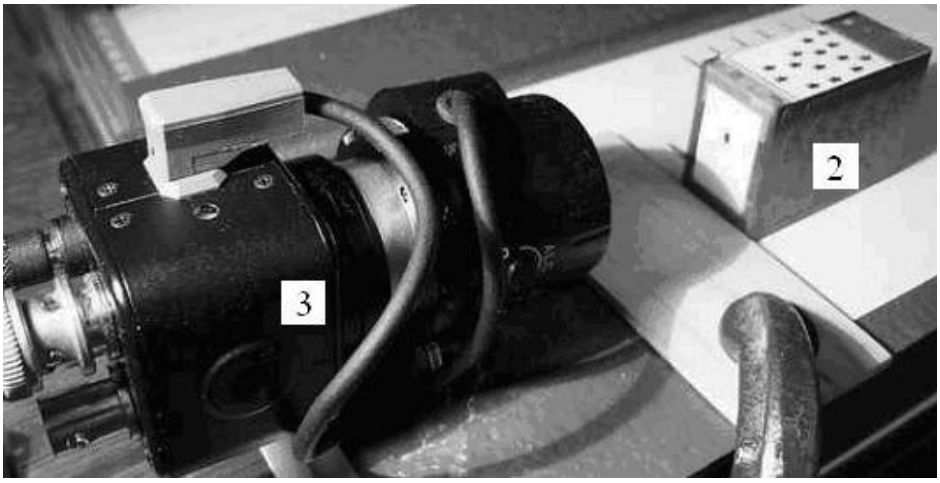


Рис. 3. Основные части экспериментального стенда:
2 — планшет для закрепления моделей объектов, 3 — телевизионная камера

С помощью стенда моделировался корреляционный способ идентификации модели эталонного объекта (гипотетического организма зоопланктона), находящейся в модельной группе реальных объектов.

Следует отметить, что для организмов зоопланктона из одной таксономической группы реальные изображения разных экземпляров планктона отличаются друг от друга в мелких деталях. Для приведенного ниже моделирования мы применили упрощенные модели изображений планктона, позволяющие грубо оценить эффективность, быстродействие и трудоемкость процесса распознавания.

При проведении лабораторных экспериментов математическое моделирование проводилось с помощью специально разработанной в математическом пакете MathCAD программы обработки изображений. Алгоритмы обработки изображений здесь не приводятся, т.к. основаны на известных принципах цифровой обработки изображений.

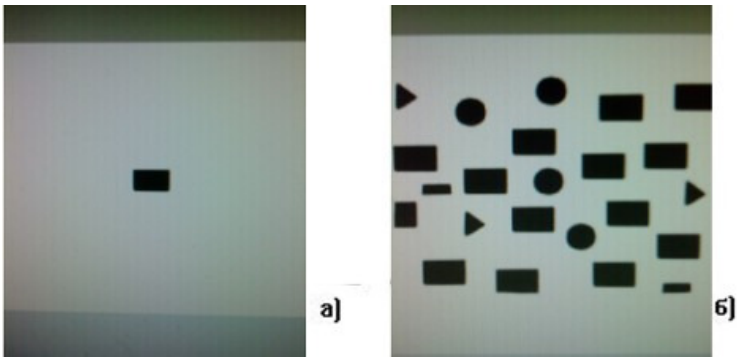


Рис. 4. Цифровые изображения (фотографии) моделей эталонного объект а) и группы реальных объектов b)

С помощью стенда сделаны цифровые изображения (фотографии) моделей эталонного объекта и группы реальных объектов (рис.4,а и 4,б). Фотографии подвергнуты несложной предварительной обработке — оконтуриванию и бинаризации, т.е. исходный

массив пикселей, каждый из которых несет информацию о яркости в виде одной из 255 градаций серого, преобразуется в массив пикселей, содержащих только бинарное значение, т.е. 1 или 0. Бинаризация позволила существенно ускорить последующее вычисление корреляционной функции.

Рис. 5. Бинарное изображение модели объекта (32x32 пикселя)

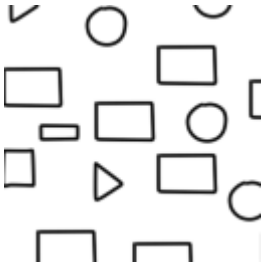


Рис. 6. Бинарное изображение модели группы объектов (128x128 пикселей)

Эталонное цифровое изображение модели объекта (рис.4,а) преобразовано в соответствующее бинарное изображение размерностью 32x32 пикселя (рис.5). Цифровое изображение модели группы объектов (рис.4,б) преобразовано аналогичным образом в бинарное изображение 128x128 пикселей (рис.6).

Далее эталонное изображение, имеющее размерность 32x32, последовательно, дискретными шагами (переменные i и j в формуле (1)) в один пиксель, перемещается по фрагменту исследуемого изображения размерностью 128x128 пикселей. После каждого такого перемещения вычисляется корреляционная функция Ri,j размерности 32x32 — текущая корреляционная функция. Результатом является массив значений Ri,j., визуализированный на рис.7,б. Массиву Ri,j поставлен в соответствие массив пикселей, причем алгоритм визуализации таков: белые пиксели соответствуют положению корреляционных максимумов, т.е. положению модели искомого эталонного объекта в модели группы реальных объектов.

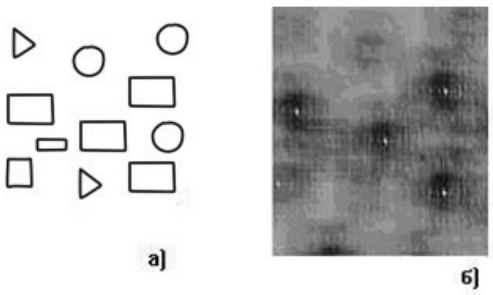


Рис. 7. Фрагмент исследуемого бинарного изображения а) и визуализированный массив значений корреляционной функции Ri,j б)

Черные пиксели — это минимальное значение корреляционной функции. Для определения количества искомых (подобных эталонному) объектов в поле зрения телекамеры в алгоритме вычислительной системы необходим несложный подсчѐт чѐтко выраженных максимумов в массиве Ri,j. Описанное выше моделирование производилось на персональном компьютере. При этом не обеспечивалась обработка в реальном масштабе времени в значительной степени из-за того, что алгоритмы были реализованы в системе MathCAD, т.е. оптимизация по скорости обработки не проводилась и могла занимать до 1-2 минут.

Результаты проведенного моделирования позволяет сделать следующие выводы:

— рассмотренная структурная схема измерительного канала может обеспечить выполнение задач распознавания только простейших примитивных образов и грубой оценки качественного состава частиц взвеси (планктона) в морской воде;

— для работы в реальном масштабе времени корреляционный метод требует вычислительной системы очень высокой производительности, что в настоящее время будет означать достаточно высокое энергопотребление канала, затрудняющее длительную автономную (от аккумуляторов) работу канала;

— в реальных условиях идентификация объектов может быть произведена лишь с определенной, меньшей единицы вероятностью, т.е. с определенным процентом пропусков и ложных опознаваний;

— для решения задачи надежной классификации планктона по крупным таксономическим группам данная схема может использоваться, по-видимому, только как один из элементов более сложной схемы, дополненной нейронными сетями и элементами искусственного интеллекта;

— представляется невозможным создать измерительный канал лишь с одной телевизионной камерой. По-видимому, хоть сколько-нибудь эффективная идентификация частиц возможна при наличии двух или более подсистем получения изображения. Для измерения предполагается выбрать диапазон размеров частиц 0.5 — 20 мм, режим работы прибора — вертикальное зондирование на кабель тросе.

Использование телевизионных камер накладывает высокие требования к объему передаваемой информации. Например, требуемая полоса частот при передаче аналогового сигнала черно-белого изображения составляет 6 Мгц [9]. Перспективно использование цифровых телевизионных камер, сигнал которых не искажается при передаче по кабель-тросовому тракту. В частности, возможно использовать IP-камеры, использующие для передачи сигнала линии связи типа Ethernet. Такие камеры имеют большой размер кадра (например, 1024x768 пикселей), что позволит получить высококачественное изображение

частиц. Цифровой поток изображений от IP-камеры передается с использованием специальных алгоритмов компрессии данных.

Основные алгоритмы компрессии:

— кодирование MJPEG

— кодирование H.264

Кодирование MJPEG применяют для покадрового сжатия и передачи изображений. Кодирование H.264 применяют для передачи последовательности кадров телевизионных, с использованием межкадровых взаимосвязей [11].

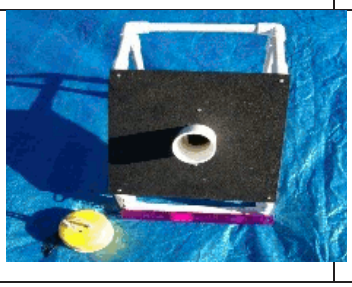
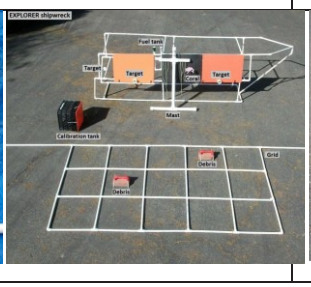
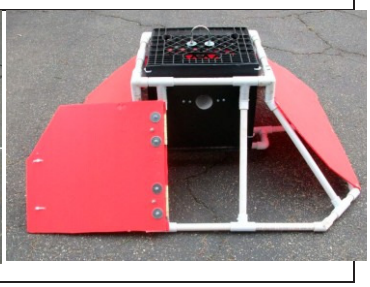
Для целей идентификации частиц представляется целесообразным использование MJPEG, т.к. требуется детальная работа с каждым поступающим с камеры кадром на предмет обнаружения частицы и т.п. Однако кодированный поток MJPEG, получаемый с камеры, может составлять до 50Мбит/с [11]. Такой поток вполне может быть при работе с минимально сжатым изображением с высокой частотой кадров, что необходимо при высококачественной регистрации двигающихся в воде частиц.

Особенностью IP-камер является возможность работы нескольких камер на одной линии Ethernet. При этом общий информационный поток по такой линии при работе нескольких камер в первом приближении равен сумме потоков от всех подключенных камер.

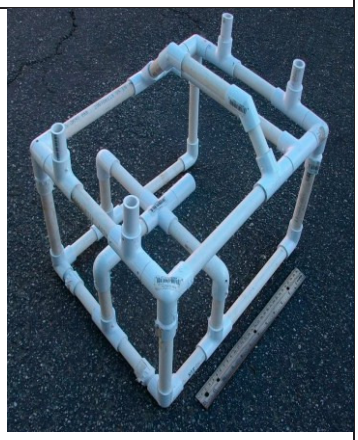
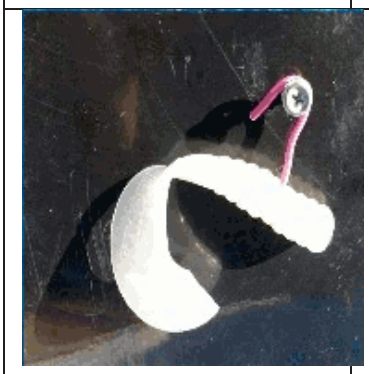
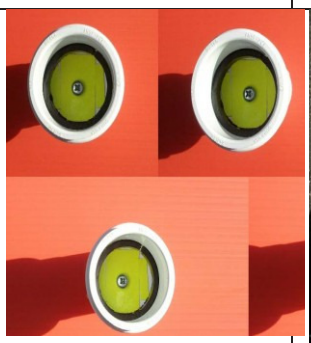
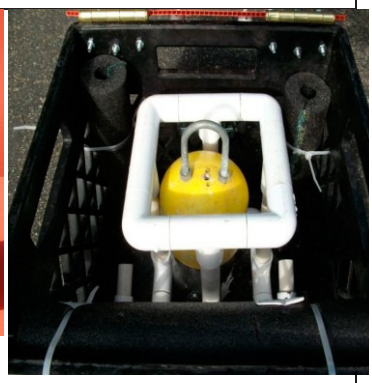
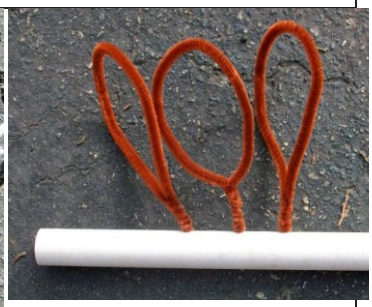
В настоящее время наиболее распространенным и неприхотливо работающим в полевых условиях интерфейсом является Fast Ethernet 100 Мбит/сек. На него и следует ориентироваться при создании надежно работающей системы. Следовательно, к одной линии Fast Ethernet 100 Мбит можно подключать не более двух IP-камер, работающих с минимальным сжатием изображения и на высокой частоте кадров. Если принять, что необходимое количество камер составит например четыре, то в модуле управления, сбора и обработки данных погружаемого устройства потребуется как минимум два канала Fast Ethernet 100 Мбит/с.

К обоснованию актуальности идентификации подводных объектов.

Реперные объекты подводных миссий на соревнованиях MATE ROV Competition

2010	2011	2012	2013
			

http://sntbul.bmstu.ru/doc/620425.html

MS10	MS11	MS12	MS13
			
MS20	MS21	MS22	MS23
			
MS30	MS31	MS32	MS33
			
MS40	MS41	MS42	MS43

Имея целью сравнительно-сопоставительный анализ корреляционной и нейронно-сетевой идентификаций, предпринята попытка разработать программу на основе нейронной сети для анализа и распознавания цифровых изображений для обнаружения реперов. Программа должна в результате анализа оценивать вероятность присутствия на изображении какого-либо репера.

Данная работа посвящена анализу изображений методами, предоставляемыми теорией нейронных сетей, с целью обнаружения на них реперных объектов. Данные, получаемые при этом, могут использоваться в системе технического зрения для

дальнейшего анализа и обработки изображений. Для работы с моделями нейронных сетей применялся ППП NeuralNetworkToolbox, входящий в состав системы MATLAB12.

Искусственные нейронные сети.

ИНС — математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы. Впоследствии, после разработки алгоритмов обучения, получаемые модели стали использовать в практических целях: в задачах прогнозирования, для распознавания образов, в задачах управления и др.

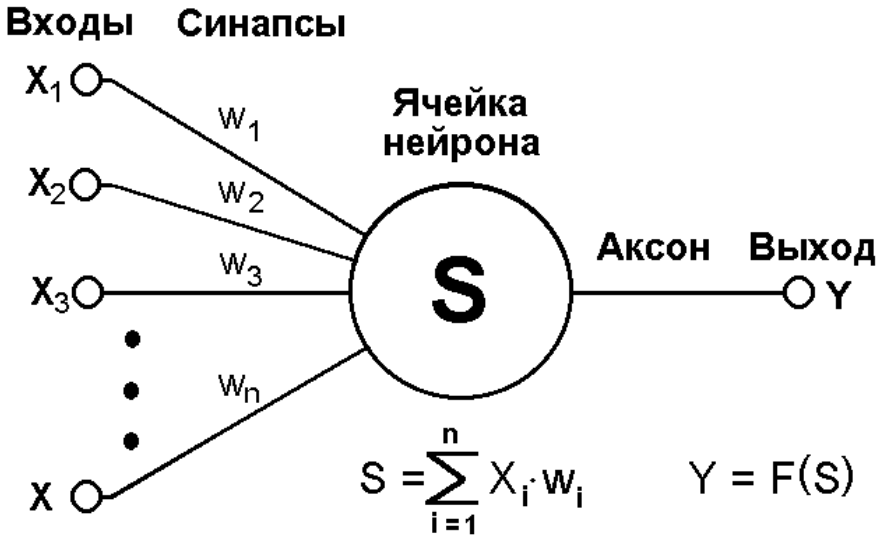


Рис. 8. Модель нейрона, лежащего в основе искусственных нейронных сетей

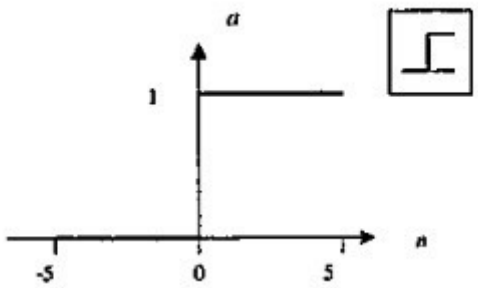
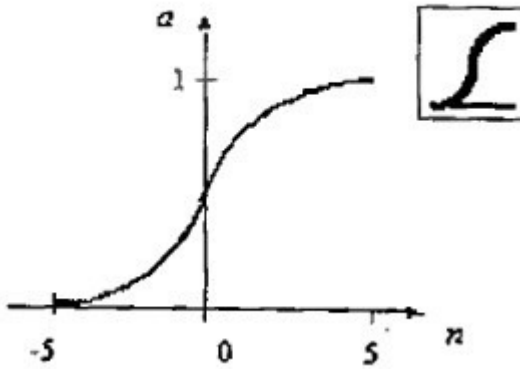
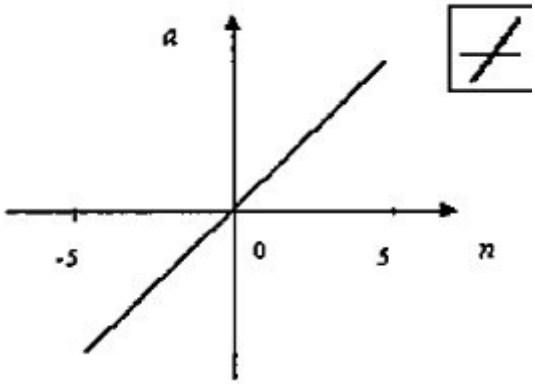
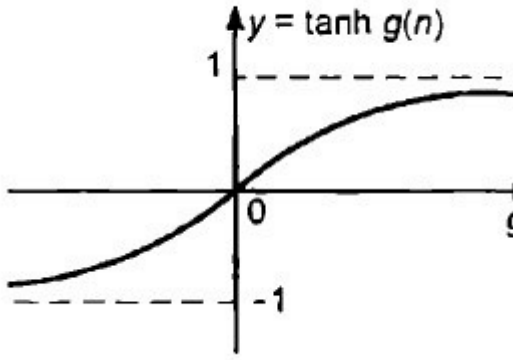
Нейрон представляет собой единицу обработки информации в нейронной сети. Нейрон характеризуется текущим состоянием и обладает группой синапсов — однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов. Аксон — выходная связь данного нейрона, с которой сигнал (возбуждения или торможения) поступает на синапсы следующих нейронов.

Математически модель нейрона без линии задержки описывается формулой:

$$a = f(W \times X + B) \quad (2)$$

Модель нейрона имитирует в первом приближении свойства биологического нейрона. На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес, пропорциональный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона.

Выбор функция активации нейронов может быть различной.

	
Единичная функция активации с жестким ограничением (hardlim). a=hardlim(n)=1(n)	Логистическая функция активации (logsig). a=logsig(n)=1/(1+exp(-n))
	
Линейная функция активации (purelin). a=purelin(n)=n	Функция активации гиперболического тангенса (tansig). a=tansig(n)=tgh(n)

Структура и настройка нейронной сети

Нейроны в сети параллельно объединены в группы, называемые слоями. Последовательное соединение слоев и образует нейронную сеть. Каждый слой сети имеет входной вектор (произвольной размерности) и выходной вектор, размерность которого равна числу нейронов в слое. При этом вектор входа слоя является входом каждого нейрона слоя. Поэтому векторы-строки весовых коэффициентов входов нейронов слоя объединяют в весовые матрицы. Как правило, в слое используются одинаковые функции активации для всех нейронов, но может быть и иначе. Слои сети последовательно соединяются, при этом выходы одного слоя будут являться входами следующего. Последний слой сети, формирующий её выходной вектор, называется выходным слоем, остальные – скрытыми.

Нейронная сеть может воспроизводить сложные зависимости между входными и выходными данными, в том числе такие, которые практически невозможно сформулировать математически. Для этого необходимо присвоить настраиваемым параметрам нейронной сети (весовым коэффициентам и смещениям) соответствующие значения. Этот процесс (настройка) может осуществляться двумя способами: обучением или адаптацией.

И в том, и в другом случае необходимо иметь некоторый набор данных, включающий в себя входные значения и соответствующие им выходные значения, который получил название обучающего множества.

При создании сети настраиваемые параметры выбираются случайным образом. Затем сеть настраивается так, чтобы максимально точно соответствовать обучающему набору данных. Если настройка производится методом обучения сети, то входные данные обучающего множества последовательно подаются на вход сети, при этом находятся разности между целевыми значениями и действительными значениями на выходе сети (ошибки обучения), и формируется функция ошибки – как правило, сумма квадратов ошибок. После этого производится изменение весовых коэффициентов и смещений, уменьшающее величину функции ошибки, и процесс повторяется до тех пор, пока не будет достигнута заданная величина ошибки или заданное число повторений процесса (число эпох). Эта процедура настройки соответствует поиску глобального минимума ошибки как функции от настраиваемых параметров нейронной сети. Методы поиска экстремума функции многих переменных могут использоваться как общераспространённые, например, алгоритмы сопряженных градиентов, Левенберга – Марквардта, так и разработанные специально с учетом специфики нейронных сетей, среди которых – метод обратного распространения ошибки.

Процедура адаптации соответствует процессу, обратному моделированию. При этом подбираются такие значения весов и смещений, которые обеспечивают нужное соответствие между входами и желаемыми значениями на выходе. При этом результатом выбора структуры в каждом из этих вариантов является: выбор числа слоев нейронов; выбор числа нейронов в слоях кроме последнего (число нейронов последнего слоя производится на этапе формирования выходного сигнала нейронной сети); выбор функций активации в слоях нейронов кроме последнего (выбор функций активации или по крайней мере класса функций активации производится также на этапе формирования выходного сигнала нейронной сети).

Таким образом, проектирование и создание нейронной сети мы свели к трем этапам.

– выбор структуры сети (типа, количества слоев, числа нейронов в слое, функции активации нейрона для каждого слоя, количества входов и выходов, метода настройки);

– структура сети выбирается исходя из задачи, которую должна будет решать сеть, на основе интуиции и опыта разработчика;

– подготовка обучающего набора данных.

Количество и форма представления входных и желаемых величин обучающего множество выбираются исходя из выбранной структуры сети. Минимально необходимое для правильной настройки количество пар значений вход/выход определяется по эмпирическим правилам, простейшее из которых гласит, что оно должно быть в 10 раз больше числа связей в сети.

Выбор структуры сети.

Структура нейронной сети для анализа изображений выбиралась опытным путем. Неплохие результаты были получены при использовании двухслойной сети с прямой передачей сигнала и обратным распространением ошибки, первый слой которой состоял из 40 нейронов с функциями активации в виде гиперболического тангенса, второй – из 1 нейрона с логистической функцией активации. Поскольку выход такой сети будет представлять собой скаляр со значением, лежащим в пределах (0;1), будет уместно рассматривать результат её работы как вероятность нахождения на изображении двери, если в процессе обучения ставить в соответствие изображению, содержащему репер, 1, а изображению, не содержащему репер – 0.

Изображение, подлежащее анализу, представляет собой большой массив данных о цвете отдельных точек. Поэтому число входов сети и, соответственно, размер матрицы весовых коэффициентов первого слоя получается достаточно большим. Для моделирования такой сети требуется большое количество вычислительных ресурсов, поэтому для её настройки была применена процедура обучения на основе алгоритма градиентного спуска с возмущением и адаптацией параметра настройки (gdx). Этот алгоритм требует меньше памяти по сравнению с другими, что позволяет увеличить разрешение распознаваемого изображения (и, как следствие, улучшить результаты работы сети), а также повысить скорость обучения сети.

Подготовка обучающего множества.

Для обучения сети использовались 100 цифровых фотографий 50 из которых содержали изображения метки, и еще 50 — нет. Каждая фотография представляет собой трёхмерный массив байтов, размерностью (1024x768x3). Однако на вход нейронной сети выбранной структуры сигнал может быть подан только в виде вектора, и для комфортного быстродействия работы с сетью число его элементов должно быть относительно невелико. Поэтому изначально цветные изображения были преобразованы в черно-белые и отмасштабированы. В результате были получены 100 двухмерных массивов байтов

размерностью (200x150). Затем при помощи специального алгоритма массивы были «вытянуты» в столбцы, которые составили матрицу входных значений обучающего множества размерностью (100x30000). Массив целей был сформирован в виде вектора-строки (100x1), 50 элементов которого равны 1, и еще 50 — 0, в соответствии с изображениями, содержащимися во входном массиве.

Обучение и результаты.

Сеть обучалась с максимальным числом эпох, равным 1000, и требуемой величиной ошибки, равной 0.01

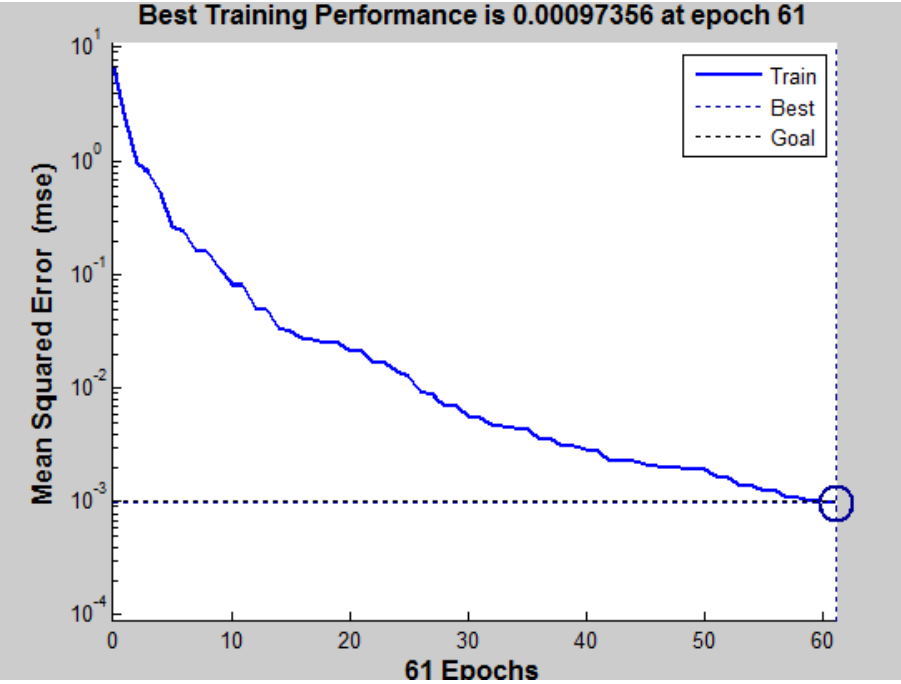


Рис. 9 График зависимости величины ошибки от числа эпох

Процесс настройки был остановлен по достижении требуемой величины ошибки на 61 эпохе.

Для оценки работы сети при помощи неё производилось распознавание контрольного входного множества, состоящего из 6 изображений, 3 из которых содержали метку, и ещё 3 — нет. Были получены следующие результаты:

Алгоритмы обучения	метка	метка	метка	нет метки	нет метки	нет метки	Эпохи
SCG	0.8563	0.9737	1.1316	- 0.9762	0.0309	-0.1949	61

Таким образом, получена программа, построенная на принципе нейронной сети, которая способна выполнять поставленную задачу обнаружения реперов на изображении. Сеть обладает значительным потенциалом улучшения за счёт подбора более подходящих параметров структуры и настройки, а также состава обучающего множества.

Приложение.

```
function [inputs]=prepare1(imname,maxx,maxy)
%load images
image1=imread(imname,'jpg');
%converting images from colors to HSV(Hue,Sataration,Value)(nearest negative)
 image=imresize(rgb2hsv(image1),[maxy maxx]);
for n=(1:1:maxx)
for m=(1:1:maxy)
inputs((n-1)*maxy+m)=image(m,n);
end
end
inputs=double(inputs.');
maxx=150; % X-resolution
maxy=100;% Y-resolution
imnumber=100;% max number of loading images
imnumber1=50; %number of images, which not have objects
s1=40; %number of neurons in the 1st layer
s2=1; %number of neurons in the 2nd layer
 % Loading images
for i=(1:1:imnumber)
inputs(:,i)=prepare1(['img\img (',int2str(i),').jpg'],maxx,maxy);
%disp(inputs)
end
% create and studing neural network
% object is not found
for k=(1:1:imnumber1)
targets(k)=0;
end
% object is found
for k=(imnumber1+1:1:imnumber)
targets(k)=1;
end
%create and studing neural network
for n=(1:1:maxx*maxy)
limits(n,1)=0;
limits(n,2)=255;
```

```
end
net=newff(limits,[s1 s2],{'tansig' 'logsig'},'trainoss')
p=inputs; % our inputs (images of objects)
t=targets; % our results
net.trainParam.goal=0.001;
net.trainParam.show=5;
net.inputWeights{1,1}.learnParam.lr=0.8;
net.biases{1}.learnParam.lr=0.1;
net.trainParam.epochs=1000; %kol-vo ciklov
% training neural network
[net1,tr]=train(net,p,t);
%Simulation Neural Network
maximage=6; % число изображений контрольного множества
% загрузка и преобразование изображений:
for i=(1:1:maximage)
workinputs(:,i)=prepare1(['wimg\wing (',int2str(i),').jpg'],maxx,maxy);
end
workinputs=double(workinputs);
output1=sim(net1,workinputs) % результаты работы обученной сети
Y = round(output1)
```

Заключение.

Основываясь на анализе экспериментальных результатов подводных миссий 2010-2013 годов студенческих гидроботов серии АКВАТОР УНМЦ «Гидронавтика», а также на теоретических результатах предшественников в области распознавания изображений объектов под водой [5], [6] и на опыте решения тестовых задач можно заключить, что:

1. Метод ИНС конкурентно состоятелен при соответствующем аппаратно-программном обеспечении в сравнительно-сопоставимым анализе с другими методами, в частности методами идентификации с методом корреляционных функций.
2. На основе метода ИНС могут быть разработаны быстрые алгоритмы для оценки типа частиц взвеси, пригодные для бортового или берегового анализа параметров подводной среды, при этом гидроботы ROV могут выступать аппаратом-лидером по отношению к другому более крупному ROV.
3. Указанные алгоритмы предварительной экспресс-оценки характеристик взвеси актуальны для выполнения работ по ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций, а также исследования донных гидротермалей — «курильщиков».

4. Анализ типичных подводных технических миссий ROV обнаруживает, что алгоритмы быстрых ИНС целесообразны в качестве дополнительных ТС:

– при точном отборе данных образцов с одного и того же участка при наличии реперного объекта;

– при измерении градиентов температур в окрестности вулканических макрожерл;

– при маневрировании ROV по стесненному фарватеру подводных пещер;

– при контроле взятия проб биологического налета с поверхности донной гидротермали;

– при точной наводке рабочих органов бортового носимого комплекса на устье отверстий сосудов, полостей, просветов захватных устройств и т.д.;

– при доопределении относительной ориентации на подходе к технологическому объекту;

– при маркерной отсечке реперов на измерительных дистанциях дальномеров и прозрачномеров;

– при стыковке гидробота с объектом и точной установке объекта на основание.

Список литературы

1. Подводные технологии и средства освоения Мирового океана.-М.: Издательский дом «Оружие и технологии», 2011. - 780 с.
2. Remotely Operated Vehicle of the World.-London England/ Houston USA: Clarkson research servises limited, 2010/2011/ 9th edition.-429 p. ROV
3. Буриков С.Э. Закономерности проявления гидратации ионов в спектральных полосах комбинационного рассеяния воды: Автореф. дис. к-та физ.-мат. наук: 01.04.05 Москва 2008 с.
4. Океанология на старте XXI века / отв. Ред. А.Л. Верещака; Ин-т океанологии им. П.П. Ширшова РАН. – М. Наука, 2008. – 566 с.
5. Войтов В.Н. Обзор результатов исследования прозрачности вод, выполненных в районе работ 5-го рейса НИС ‖Дмитрий Менделеев‖// Гидрофизические исследования в Атлантическом и Тихом океанах. М.: Наука, 1974. с. 50-55.
6. Иванов А. П. Физические основы гидрооптики. Минск: Наука и техника, 1975. 504 с.
7. Левашов Д.Е. Техника экспедиционных исследований: Инструментальные методы и тех. средства оценки промыслово-значимых факторов среды М.: Изд-во ВНИРО, 2003. 400 с.
8. Израэль Ю.А., Цыбань А.В. Антропогенная экология океана: М.: Наука, 2009. – 519 с. 30.

9. Шаповалов И.С., Оленин А.Л. Методы анализа параметров воды. Материалы конференции XI международная научно-техническая конференция «Современные методы и средства океанологических исследований». Часть I Москва 2009 стр. 182-191;
10. Оленин А. Л. Фотоэлектрический анализатор Патент РФ № 2350930, МПК G01N 21/59 Заявл. 12.07.2007; Опубл. 27.03.2009; Бюл. №9
11. Ричардсон Ян Видеокодирование H.264 и MPEG-4 – стандарты нового поколения. Пер. с английского М.: Техносфера, 2005. 368 с.
12. Сато Ю. Обработка сигналов. Первое знакомство /Пер. с яп.; под ред. Ёсифими Амэмия. М.: Издательский дом ―Додэка-XXI‖, 2002. 176 с.
13. Tatsuro Akiba Submersible Microscopes & Image Processing Technologies SEA TECHNOLOGY March. 1999. P. 61-63.
14. U.S.Patent No.: US6,680,795 UNDERWATER MICROSCOPE SYSTEM
15. В.С.Медведев, В.Г.Потемкин «Нейронные сети. MATLAB 6», - М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002
16. А.И.Галушкин. Нейронные сети: Основы теории. - М.: «Горячая Линия - Телеком»2010, 480 с.