

АДАПТИВНЫЙ ФИЛЬТР ОБРАБОТКИ ПОДВОДНЫХ СНИМКОВ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Максимова Е.И.

Томский политехнический университет, Отдел элитного образования
yelenamaksimova@yandex.ru

Введение

Автономный необитаемый подводный аппарат разработан для выполнения двух важных задач: обнаружения и распознавания объектов в водной среде. Водная среда, в которой находится аппарат, как правило, имеет ряд особенностей, которые препятствуют качественному обнаружению объектов на выполненных снимках. В общем случае для облегчения задач компьютерного зрения изображения с фотокамеры подвергаются предварительной обработке с целью более четкого выделения границ объектов на фоне остальных участков изображения и рассеивания нежелательных эффектов, таких как мутная вода, блики или тени.

В схожих по функциональности системах стадии обнаружения и классификации выполняются после предварительной обработки снимка [1]. С целью повышения быстродействия анализа снимка, сделанного автономным необитаемым подводным аппаратом, возникает необходимость в разработке некоторого адаптивного фильтра обработки изображений, который одновременно учитывал бы особенности подводных снимков и выполнял обнаружения границ объектов.

Предложенный метод

В данной работе предлагается выполнять получение такого рода фильтра обработки изображений с использованием искусственной нейронной сети. Для обучения этой сети и апробации разработанного программного приложения, реализующего описанный подход, используется массив изображений выполненных автономным необитаемым подводным аппаратом.



Рисунок 1 - Пример снимка из базы изображений, выполненных автономным необитаемым подводным аппаратом

На изображениях, выполненных автономным необитаемым подводным аппаратом, как правило, плохо различимы объекты, рельеф морского дна, а источник освещения, размещенный на самом подводном аппарате, не позволяет разглядеть объекты в нижней части изображения.

Фильтр обработки изображения задается своим ядром – матрицей, последовательное применение которой к каждому из положений наложения на матрице исходного изображения позволяет получить итоговое изображение.

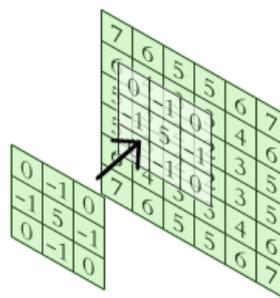


Рисунок 2 - Визуализация принципа фильтрации изображения

При использовании искусственной нейронной сети можно получать фильтр, способный адаптироваться под каждый пиксел изображения и его окружение, а не фильтр, ядро которого будет неизменно для всего изображения.

В качестве фильтра, который необходимо получить с использованием искусственной нейронной сети был выбран фильтр выделения границ объектов, находящихся в условиях плохой видимости и излишне большой или излишне маленькой освещенности [2]. Полученное в результате такой фильтрации изображение можно будет применить для последующей обработки исходного изображения.

Скорость обучения искусственной нейронной сети существенно зависит от количества выходных нейронов, которое, в свою очередь, равняется количеству элементов в ядре фильтра. В общем случае ядро фильтра является квадратной матрицей нечетной размерности. Если выбрать размер матрицы равным трем, то выходной слой будет содержать лишь 9 нейронов, однако, если увеличивать сторону, то количество нейронов будет не меньше 25, что существенно усложнит процесс обучения. Таким образом, для исследования возможности применения метода было решено использовать искусственную нейронную сеть для создания фильтра размера 3×3 .

Для обучения искусственной нейронной сети использовались изображения, аналогичные представленным в имеющейся базе. Для получения необходимых выходных данных использовалась информация, полученная на выходе общеизвестных фильтров выделения границ. Яркость всех пикселей, которые с использованием этих фильтров были отнесены к граничным, была повышена на некоторую величину. С помощью растрового графического редактора так же была выполнена операция повышения четкости [3, 4].

Сама используемая искусственная нейронная сеть была спроектирована с целью минимизации вычислительных затрат и максимальной простоты обучения. Была выбрана сеть прямого распространения сигнала с тремя последовательными слоями: входным, скрытым и выходным.

Для нейросетевой обработки изображения зачастую используют статистические характеристики, такие как среднее значения яркости в некоторой окрестности, среднеквадратичное отклонение яркости пикселей в этой окрестности от среднего значения и среднюю яркость пикселей всего изображения. Таким образом, для получения ядра фильтра, соответствующего каждому из пикселей изображений, необходимо подать на вход искусственной нейронной сети три числовых значения, и, следовательно, входной слой будет содержать 3 нейрона. Для ядра фильтра размера 3×3 требуется 9 нейронов выходного слоя. Количество нейронов в скрытом слое следует подбирать эмпирическим методом, исходя из результатов экспериментов. Опытным путем было подобрано оптимальное количество нейронов скрытого слоя равное 12.

При обучении описанной ранее искусственной нейронной сети на подготовленном наборе данных был получен адаптивный фильтр, который выполняет операцию «подсвечивания» границ изображения.

Пример результата работы фильтра приведен на рис. 3:



Рисунок 3. Пример результата применения полученного адаптивного фильтра

Как можно заметить, разработанная

искусственная нейронная сеть также позволяет подавлять блики от источников света.

Последующее применение изображения после подобного преобразования существенно упрощается ввиду значительного улучшения видимости предметов на фоне морского дна. В дальнейших исследованиях полученное изображение использовалось для получения маски границ объектов и для увеличения яркости отдельных областей, которые выделяются на фоне морского дна.

Полученные результаты

Была выполнена апробация алгоритма на всех изображениях имеющейся базы снимков. Алгоритм выполнил успешное подавление бликов от источника света и выделение объектов, отличных от морского дна на каждом из этих изображений.

Более того, алгоритм был опробован на изображениях, не обладающих схожей спецификой. В результате апробации было установлено, что разработанный алгоритм можно применять и для таких изображений.

Результаты тестирования алгоритма показывают, что предложенная модель подходит для решения описанной задачи и может быть в дальнейшем использована для обнаружения объектов автономным необитаемым подводным аппаратом.

Значительным преимуществом предложенного метода является его высокое быстродействие. Время получения результирующего изображения прямо пропорционально количеству синоптических связей в искусственной нейронной сети и размеру изображения. С точки зрения оценки вычислительной сложности, количество синоптических связей является константной, не влияющей на асимптотическую оценку сложности алгоритма. Следовательно, время работы предложенного метода линейно зависит от размера изображения. Что говорит о возможности его применения на самом подводном устройстве.

Список использованных источников

1. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital image processing. – Reading MA: Addison-Wesley, 2001. – 813 p.
2. Хрящев, Д.А. Повышение качества изображений, полученных в условиях недостаточной освещенности / Д. А. Хрящев // Инженерный вестник Дона. – 2013. – № 3.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
4. Rahman Z., Jobson D. J., Woodell G.A. Retinex Processing for Automatic Image Enhancement // Journal of Electronic Imaging. – 2004. – № 1. – P. 100-110.