

УДК 004.93

АЛГОРИТМ УЛУЧШЕНИЯ КАЧЕСТВА ПОДВОДНЫХ СНИМКОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОЭВОЛЮЦИОННОГО ПОДХОДА

Хаустов П.А., Спицын В.Г., Максимова Е.И.

ФГАОУ ВО «Томский политехнический университет

(национальный исследовательский университет)», Томск, e-mail: exceibot@tpu.ru

Обнаружение объектов на снимках, выполненных под водой, как правило, осложняется условиями, в которых выполняется съемка: мутная вода, яркие блики и плохая видимость в местах слабой освещенности. Для решения задачи обнаружения используются алгоритмические средства улучшения качества полученного изображения. Задача улучшения качества изображения является трудно формализуемой, поэтому существует огромное множество методов улучшения, равно как и видов оценок качества изображения. С недавних пор для улучшения качества изображений стали использоваться искусственные нейронные сети. Однако для такой задачи использование тривиального подхода на основе нейронных сетей существенно осложняется ввиду отсутствия эталонного результата обработки изображения. В связи с этим появляется необходимость в использовании некоторой субъективной оценки качества изображения в совокупности с эволюционной составляющей настройки весов искусственной нейронной сети. В данной работе был реализован вариант с использованием генетического алгоритма и искусственной нейронной сети прямого распространения ошибки. В качестве оценочной функции была использована оценка Мунтеану – Роса. Для базы реальных подводных снимков, сделанных автономным необитаемым подводным аппаратом, были получены улучшенные версии изображений, на которых, в отличие от их необработанных версий, четко просматривались все объекты вне зависимости от их расположения относительно источника освещения.

Ключевые слова: улучшение качества изображения, подводные снимки, искусственная нейронная сеть, генетический алгоритм, автономный необитаемый подводный аппарат

NEURO EVOLUTIONARY ALGORITHM OF UNDERWATER IMAGES IMPROVEMENT

Khaustov P.A., Spitsyn V.G., Maksimova E.I.

Tomsk Polytechnic University (National Research University), Tomsk, e-mail: exceibot@tpu.ru

Detection of objects in the pictures taken underwater, usually complicated by the conditions in which the picture was taken: cloudy water, bright glare and poor visibility in low-light areas. Algorithmic means of improving image quality are used for solving that problem. The task of image quality improvement is hardly formalizable, so there is a big variety of improvement methods, as well as the ways of image quality assessment. Recently, artificial neural networks began to be used for image quality improvement. However, trivial method based on artificial neural networks using is significantly complicated by the reference results of image processing absence. In this regard, it becomes necessary to use a subjective image quality assessment in combination with the evolutionary component for the artificial neural network weights configuration. In this paper a variant with the genetic algorithm and artificial neural network with backpropagation error have been implemented. Munteanu-Rosa assessment has been used as the fitness function. Images obtained from a base of real underwater images taken by autonomous submersible vehicle have been improved, so that on new versions of the images, in contrast to their raw versions, all objects are clearly visible, regardless of their location relative to the light source.

Keywords: image quality improvement, underwater images, artificial neural network, genetic algorithm, autonomous underwater vehicle

Повсеместное внедрение роботов во многих промышленных и научных сферах требует автоматизации огромного числа когнитивных процессов. Для робототехники все большую актуальность имеет задача компьютерного зрения. Как правило, от робота требуется обнаружить и правильно классифицировать некоторую группу объектов. В подводной среде решение подобных задач осложняется мутной водой, яркими бликами и чрезмерно плохой видимостью в слабоосвещенных местах. Для обнаружения и классификации объектов в подобных условиях используются алгоритмы улучшения качества изображений.

В частности, на снимках, сделанных автономным необитаемым подводным ап-

паратом, следует избавиться от излишней освещенности и бликов, вызванных источником освещения, установленным на самом аппарате. По углам такого изображения можно заметить слабоосвещенные области, объекты внутри которых тоже необходимо обнаруживать. Более того, из-за несимметричного расположения источника освещения, некоторые достаточно высокие объекты могут отбрасывать тень, которая также может усложнить задачу обнаружения и распознавания объектов. Кроме того, съемка была выполнена в замутненной водной среде. Пример изображения со всеми описанными трудностями приведен на рис. 1.



Рис. 1. Пример подводного снимка, сделанного автономным необитаемым подводным аппаратом

Существует множество методов для улучшения качества изображений, каждый из которых, так или иначе, опирается на определенную функцию оценки качества изображения. Функции оценки качества изображений можно разделить на два вида: объективные и субъективные. Объективные оценки основываются на сравнении с некоторым эталонным или исходным изображением, субъективные же оценки могут опираться лишь на информацию, которая содержится в самом результирующем изображении [5].

При анализе снимков, сделанных автономным необитаемым подводным аппаратом, важны как качество выполняемых операций обнаружения и распознавания, так и высокое быстродействие алгоритмов, выполняющих эти операции. Как правило, аппаратное обеспечение подводных устройств обладает низким энергопотреблением и невысокой вычислительной мощностью, что говорит о том, что обработку изображений необходимо выполнять с минимальными вычислительными затратами. Группа методов улучшения качества изображения, основанная на искусственных нейронных сетях, обладает высоким быстродействием, линейно зависящим от количества пикселей изображения, однако применение таких методов осложняется необходимостью использования некоторого эталонного результирующего изображения для настройки весов синаптических связей. С целью обучения нейронной сети без эталонного

изображения можно использовать некоторый эволюционный алгоритм, для которого в качестве оценочной функции можно использовать одну из функций субъективной оценки качества изображения [6].

Таким образом, возникает необходимость в разработке нейроэволюционного алгоритма улучшения качества изображения, который обладал бы высоким быстродействием, а на изображениях, сделанных автономным необитаемым подводным аппаратом, после обработки этим алгоритмом можно было бы четко распознать все изображенные объекты.

Целью исследования является разработка нейроэволюционного алгоритма улучшения качества снимков, сделанных автономным необитаемым подводным аппаратом.

Применение нейроэволюционного подхода для обработки изображений предполагает использование искусственной нейронной сети в качестве реализации некоторой нелинейной функции T :

$$L'(x, y) = T(f_1(I), f_2(I), \dots, f_k(I)),$$

где $L'(x, y)$ – яркость пиксела (x, y) ; I – исходное изображение; $f_i(I)$ – некоторая функция от значений яркостей исходного изображения.

Основной задачей разработки нейроэволюционного алгоритма обработки изображения является подбор самих функций $f_i(I)$, оценочной функции, типа эволюционной и параметров нейросетевой составляющих алгоритма.

Предложенный метод улучшения качества изображений

Для нейросетевого улучшения качества изображения в некотором пикселе (x, y) важны характеристики, описывающие пиксели из некоторой его окрестности. Примерами таких характеристик могут являться среднее значение $m(x, y)$ и дисперсия $D(x, y)$ яркостей пикселей этой окрестности. Среднее значение яркости в некоторой окрестности имеет смысл использовать в сравнении со средним значением $\langle L \rangle$ яркостей всех пикселей изображения [2].

В итоге можно выделить три функции f_1, f_2 и f_3 , значения которых рационально использовать в качестве значений входного слоя искусственной нейронной сети:

$$f_1(I(x, y)) = m(x, y) = \frac{1}{d^2} \cdot \sum_{\Delta x=-d}^d \sum_{\Delta y=-d}^d L(x + \Delta x, y + \Delta y);$$

$$f_2(I(x, y)) = D(x, y) = \frac{1}{d} \cdot \sqrt{\sum_{\Delta x=-d}^d \sum_{\Delta y=-d}^d (L(x + \Delta x, y + \Delta y) - m(x, y))^2};$$

$$f_3(I) = L = \frac{1}{W \cdot H} \cdot \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W L(x, y).$$

Здесь и далее d обозначает половину нечетного размера окна области, в которой ищутся математическое ожидание и дисперсия; W – ширина изображения; H – высота изображения; x и y – номер строки и столбца обрабатываемого пиксела соответственно.

Количество нейронов входного слоя совпадает с количеством входных значений и равняется трем. Единственным выходным значением является яркость текущего пиксела результирующего изображения, следовательно, выходной слой должен состоять из одного нейрона.

Количество нейронов скрытого слоя было подобрано равным трем эмпирическим путем с целью максимального быстродействия без ущерба для качества обработки изображения.

Структуру полученной искусственной нейронной сети можно представить схематически (рис. 2).

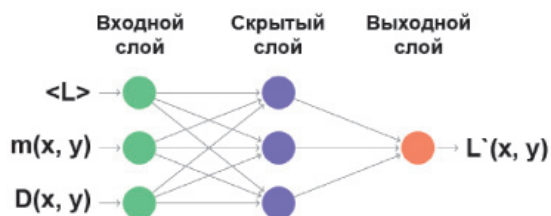


Рис. 2. Предложенная структура искусственной нейронной сети

Для организации обучения нейронной сети можно использовать генетический алгоритм с вещественным типом кодирования. Каждая хромосома при таком кодировании является вещественным числом, задающим вес одной из двенадцати синаптических связей.

Для выполнения скрещивания предлагается использовать арифметический кроссинговер. Особи для скрещивания могут быть выбраны рулеточным способом селекции. В процессе мутации особи с вероятностью $p_i = 0,1$ каждая из хромосом может измениться на некоторую случайную величину в диапазоне от -10 до 10 . Количество особей в популяции на момент начала стадии селекции равно 32.

В качестве функции приспособленности было предложено использовать оценку

Среднее значение оценки Мунтеану – Роса для десяти запусков генетического алгоритма для каждой пары $[C_e, d]$

	$d = 1$	$d = 2$	$d = 3$	$d = 4$
$C_e = 10$	0,00172	0,00082	0,00089	0,00084
$C_e = 20$	0,13329	0,00171	0,00099	0,00097
$C_e = 30$	0,54745	0,01889	0,00242	0,00102
$C_e = 40$	1,34895	0,04568	0,01422	0,00105

Мунтеану – Роса, получившую широкое применение для улучшения качества изображений с использованием различных эволюционных алгоритмов [1, 7].

Аналитические формулы для вычисления такой оценки имеют вид

$$f_{MR} = \ln(\ln(E)) \cdot \frac{\tau}{N} \cdot H;$$

$$H = -\sum_{i=0}^{255} p_i \cdot \log_2 p_i,$$

где τ – количество символов, расположенных на границах внутри изображения; E – суммарная интенсивность пикселей после применения фильтра Собеля; N – количество пикселей на изображении; H – значение энтропии, основанное на гистограмме яркостей полученного изображения; p_i – вероятность появления пиксела с уровнем яркости i на изображении.

Оценка Мунтеану – Роса основана на том свойстве, что для человеческого восприятия большее значение имеет перепад яркости в соседних пикселях, чем значение яркости в каждом пикселе, что позволяет сделать вывод о необходимости максимизации E и η [3, 4].

Результаты и выводы

Для апробации предложенных алгоритмических средств было реализовано консольное приложение для обучения на основе генетического алгоритма и запуска настроенной искусственной нейронной сети.

Для апробации реализованного приложения был использован массив из 40 снимков, сделанных автономным необитаемым подводным аппаратом. Каждый из снимков используемого массива представляет собой файл в формате jpeg, имеющий размеры 696 на 520 пикселей.

В ходе подбора оптимальных параметров было выполнено по десять запусков генетического алгоритма для обучения и апробации полученной искусственной нейронной сети на массиве подводных снимков для значений d (половина размера окна окрестности), равных 1, 2, 3, 4, и значений C_e (количество эпох генетического алгоритма), равных 10, 20, 30, 40.

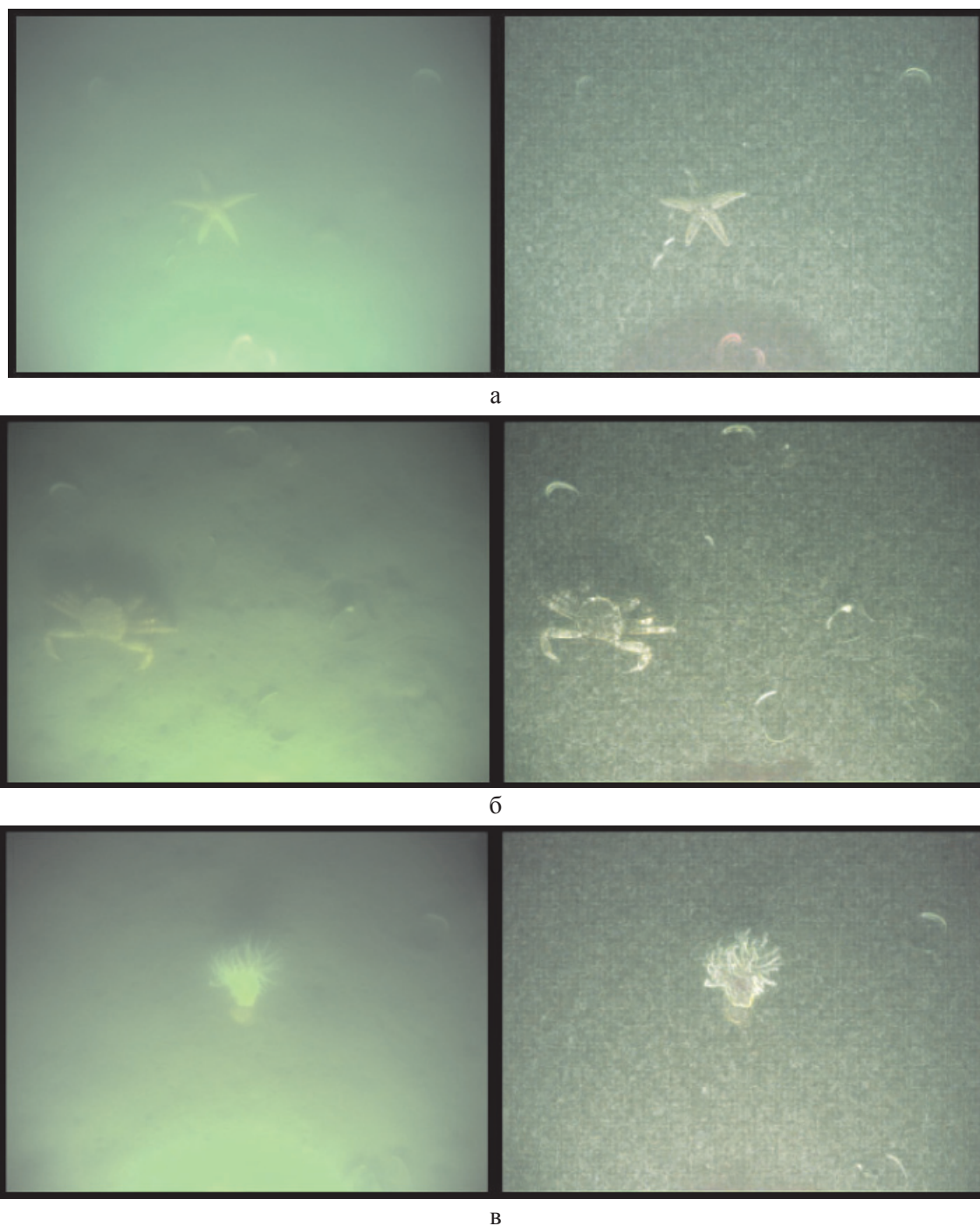


Рис. 3. Примеры улучшения качества подводных снимков с использованием предложенного алгоритма:
а – объект на дне в зоне излишней освещенности; б – объект, отбрасывающий тень;
в – светлый объект с нечеткими границами

Как можно видеть из приведенной таблицы, наилучшие результаты достигаются при значении $d = 1$. Достаточно низкое значение оценочной функции Мунтеану – Роса для значений $d > 1$ объясняется тем, что приведенного количества эпох обучения не-

достаточно для качественной настройки весов при выбранной структуре сети.

При $d = 1$ и $C_e > 20$ песчаное дно начинает выглядеть излишне зернисто на итоговом изображении, что ухудшает визуальное восприятие. Поэтому в качестве оптимальных

параметров были выбраны значения $d = 1$ и $C_e = 20$. Примеры результирующих изображений показаны на рис. 3. Для всех снимков используемого массива были получены результирующие изображения, на которых можно четко выделить все объекты на снимке, а области излишних освещенности или затемнения устранены.

Как можно заметить, предложенный алгоритм позволяет выполнить предобработку изображения, после которой дальнейшее обнаружение объектов на этом изображении существенно упрощается. Дополнительным преимуществом этого алгоритма является его высокое быстродействие – время работы линейно зависит от размеров изображения, что позволяет использовать предложенный алгоритм на автономном необитаемом подводном аппарате, вычислительные мощности которого не слишком велики.

Список литературы

1. Цой Ю.Р., Спицын В.Г. Нейроэволюционный способ улучшения визуального качества изображений // Известия Томского политехнического университета. – 2009 – № 5. – С. 131–137.
2. Munteanu C. Gray-scale image enhancement as an automatic process driven by evolution // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics – part B: Cybernetics. – 2004. – Vol. 34, № 2.
3. Saitoh F. Image contrast enhancement using genetic algorithm, Proc of IEEE International Conference on SMC. – 1999. – Vol. 4. – P. 899–904, Oct. 1999.
4. Messina G., Castorina A., Battiato S., Bosco A. Image quality improvement by adaptive exposure correction techniques, Proc. of ICME. – 2003. – P. 549–552, July 2003.
5. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital image processing. – Reading MA: Addison-Wesley, 2001. – 813 p.
6. Spears W.M. Evolutionary algorithms: the role of mutation and recombination. – Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2000.
7. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity – IEEE Transactions on Image Processing. – Apr. 2004. – Vol. 13 – № 4 – P. 600–612.

References

1. Tsoy Yu.R., Spitsyn V.G. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta – Bulletin of the Tomsk Polytechnic University*, 2009, no. 5, pp. 131–137.
2. Munteanu C. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*. Vol. 34, 2004. 321 p.
3. Saitoh F., Proc of IEEE International Conference on SMC. Image contrast enhancement using genetic algorithm. 1999, pp. 899–904.
4. Messina G., Castorina A., Battiato S., Bosco A. Proc. of ICME. Image quality improvement by adaptive exposure correction techniques, 2003, pp. 549–552.
5. Gonzalez R.C., Woods R.E. *Digital image processing*. Reading MA: Addison-Wesley, 2001. 813 p.
6. Spears W.M. *Evolutionary algorithms*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2000. 234 p.
7. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, no. 4, pp. 600–612.