

УДК 621.3:681.34

А.В. НАУМЕНКО, В.В. ЛУКИН

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е.Жуковского «ХАИ», Украина

ОБНАРУЖЕНИЕ ГРАНИЦ НА РСА ИЗОБРАЖЕНИЯХ НЕЙРОСТЬЮ С ПРИМЕНЕНИЕМ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ

Предложен метод обнаружения границ для однозглядовых РСА-изображений с применением искусственной нейросети. Рассмотрена возможность повышения эффективности обнаружения за счет использования предварительной обработки фильтром Ли. Рассмотрены кривые обнаружения для различных детекторов границ, используемых в нейросетевом обнаружителе. Показано, что нейросетевой обнаружитель функционирует лучше, чем любой из элементарных обнаружителей, используемых в качестве входов нейросети. Кратко описана процедура обучения нейросети и приведены примеры работы нейросетевого обнаружителя для тестовых и реальных данных.

Ключевые слова: детектирование границ, нейронные сети, совместный анализ локальных параметров

Введение

Детектирование границ и других типов неоднородностей – одна из основных задач предварительной обработки изображений [1]. Результаты обнаружения используются при локально-адаптивной фильтрации, сегментации, идентификации объектов, определении их площади и т.д. [1-3].

Надежное обнаружение и последующая локализация объектов с приемлемой точностью особенно проблематичны в практических ситуациях, когда изображения искажены интенсивными помехами. Одной из таких ситуаций является обработка изображений, формируемых радиолокатором синтезированной апертуры (РСА) и другими когерентными системами формирования изображений [2, 4].

Дополнительная проблема состоит в том, что для таких изображений основной вид помех – это спекл-шум, который имеет мультипликативный характер и распределение, отличное от гауссова. В частности, для амплитудных однозглядовых изображений характерно распределение Рэлея, которое существенно отличается от гауссова.

Вследствие перечисленных выше особенностей помех применение популярных методов обнаружения границ оказываются малоэффективными. Например, детекторы Собеля, Кенни, Превитта и др. [1] предназначены для случаев воздействия аддитивной помехи. В принципе, путем применения гомоморфных (вариационно-стабилизирующих) преобразований логарифмического типа к однозглядовым РСА-изображениям можно в результате получить изображение, искаженное аддитивной помехой. Но плотность распределения вероятности этой помехи негауссова [2]. Поэтому для случаев воздействия мультипликативных помех разработаны специаль-

ные методы обнаружения границ и малоразмерных объектов. По аналогии со случаем аддитивных помех, для большинства детекторов выполняется оценка статистических параметров изображения в скользящем окне с размером, равным нечетному числу (3x3, 5x5, реже 7x7). Выходное значение получают для его центрального пикселя. [3, 5-7]. Особенность заключается в том, что для учета мультипликативного характера помех зачастую используется нормировка, принимающая во внимание локальное среднее в окне или связанные с ним статистические параметры.

Недавно нами был представлен метод совместного анализа нескольких локальных параметров (выходов стандартных обнаружителей границ), где в качестве объединяющей системы используется искусственная нейронная сеть [8]. Показана эффективность такого способа на изображениях искаженных интенсивными помехами с негауссовым распределением. Разработанный в [8] нейросетевой обнаружитель границ создавался для обработки исходных, не прошедших никакой предварительной обработки изображений. Идея состоит в том, что после частичного подавления помех в результате фильтрации решить задачу обнаружения границ удастся более надежно.

Естественно, что для случаев присутствия на изображении мультипликативных помех разработано и описано множество различных алгоритмов фильтрации [9, 10]. Они различаются эффективностью подавления спекла при различных законах распределения помехи, способностью адаптации к неоднородным участкам изображения и т.д. Поскольку данная статья представляет лишь начальные результаты исследований в этом направлении, было принято решение использовать фильтр Ли [11], обла-

дающий рядом свойств, полезных для рассматриваемого приложения.

Целью данной статьи является разработка модификации нейросетевого обнаружителя границ [8] в предположении о том, что обнаружение границ выполняется после предварительной фильтрации изображения, что способно привести к улучшению характеристик нейросетевого детектора.

1. Принятая модель изображения

Для анализа работы детекторов границ, а также для формирования обучающей выборки для нейросети использовались два тестовых изображения с истинными значениями $I_{ij}^{true}, i=1, \dots, I_{IM}, j=1, \dots, J_{IM}$ со смоделированным мультипликативным шумом (рис. 1). Шум μ_{ij} на тестовых изображениях

$$I_{ij}^n = I_{ij}^{true} \mu_{ij}, i=1, \dots, I_{IM}, j=1, \dots, J_{IM}, \quad (1)$$

представляет собой случайную величину, имеющую распределение Рэлея с $\langle \mu_{ij} \rangle = 1$ и дисперсией $\sigma_{ij}^2 = 0,273$, и является пространственно-некоррелированным.

Одно из изображений имеет размер 256x256 пикселей и представляет собой восемь вертикальных полос с различными интенсивностями. Таким образом, имеются границы с различными контрастами (рис. 1,а).

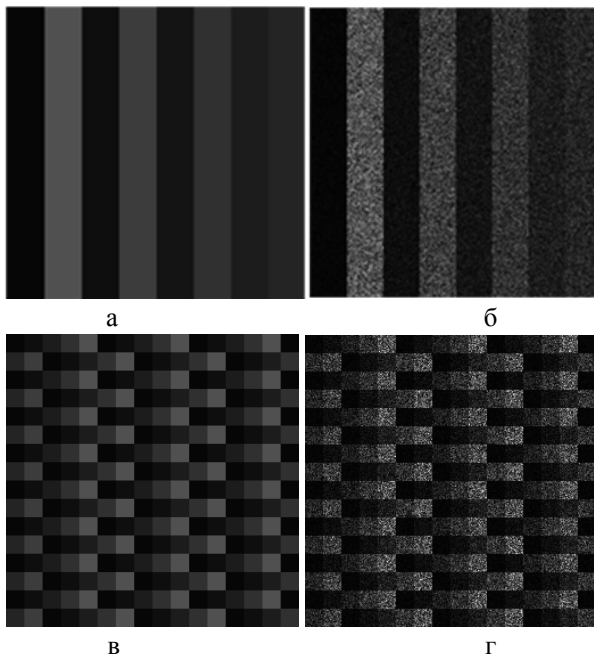


Рис. 1. Незашумленные изображения «Полосы» (а) и «Квадраты» (в); зашумленные изображения «Полосы» (б) и «Квадраты» (г)

Второе тестовое изображение также имеет размер 256x256 пикселей и содержит 256 квадратов, расположенных на изображении по некоторому закону и имеющих различные интенсивности (рис. 1,в). Квадраты имеют размер 16x16 пикселей. В результате также наблюдаются различные контрасты границ, которые имеют как вертикальную, так и горизонтальную ориентацию.

2. Предварительная фильтрация изображения

Как уже было сказано выше, для улучшения результатов, полученных в [8], нами предлагается предварительно обработать изображение при помощи некоторого фильтра. Здесь необходимо учесть, что большинство обнаружителей границ обладает высоким быстродействием. Поэтому для разрабатываемого ниже нейросетевого обнаружителя также желательно обеспечить достаточно высокое быстродействие, что возможно, если [8]:

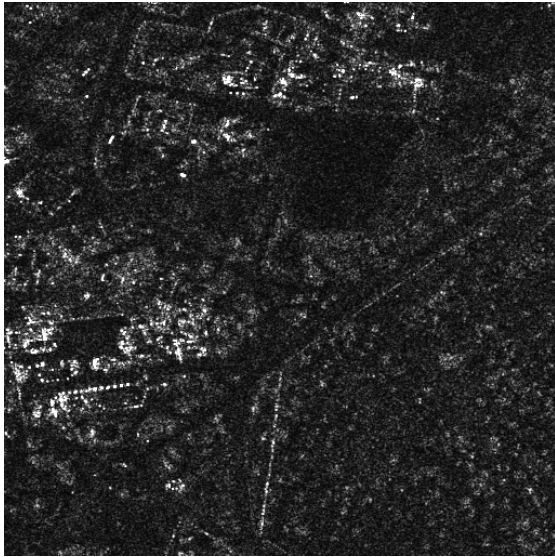
- фильтрация осуществляется очень быстро,
- используемые нейросетевым обнаружителем детекторы также обладают высоким быстродействием и могут работать параллельно;
- фильтрация и обнаружение границ могут выполняться конвейерно;
- нейросеть имеет сравнительно простую структуру и (после обучения) способна работать быстро.

Среди фильтров, отвечающих приведенным выше требованиям по быстродействию, можно указать линейный усредняющий и медианный фильтры [3, 12]. В принципе, мультипликативная помеха может быть с достаточной степенью эффективности подавлена с помощью линейного усредняющего фильтра. Однако данный способ фильтрации имеет существенный недостаток: после обработки изображения таким фильтром происходит существенное сглаживание границ и малоразмерных объектов изображения.

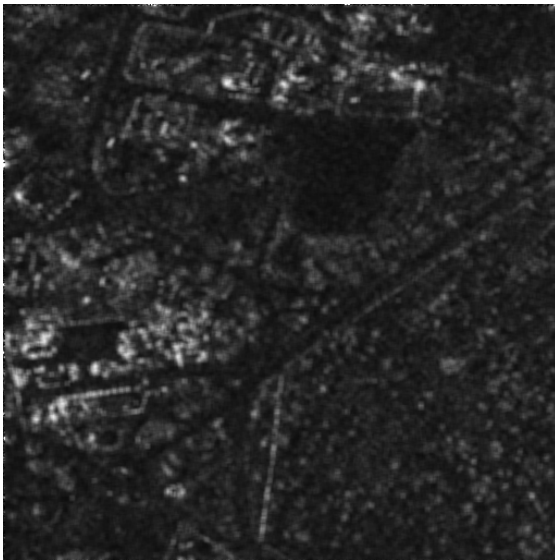
На рис. 2,а представлено реальное РСА-изображение, а на рис. 2,б – изображение, обработанное с помощью усредняющего фильтра, на котором хорошо виден эффект «сглаживания». Вряд ли этот эффект будет способствовать улучшению эффективности обнаружения границ.

Еще более проблематично достижение высокой эффективности обнаружения границ и малоразмерных объектов после применения медианного фильтра, поскольку он способен просто «устранить» некоторые малоразмерные объекты и исказить очертания границ площадных объектов [13], что в итоге отрицательным образом скажется на результатах работы нейросетевого обнаружителя.

Поэтому нужен другой вариант фильтрации, который бы одновременно с подавлением помех сохранял границы и малоразмерные объекты.



а



б

Рис. 2. Изображение до фильтрации усредняющим фильтром (а) и после фильтрации (б)

Необходимо использовать некоторый локально-адаптивный механизм, с помощью которого удалось бы оставить практически нетронутыми области границ и малоразмерных объектов, а на однородных участках изображения существенно подавить помехи. В работах [14, 15] показано, что одним из наиболее эффективных адаптивных алгоритмов фильтрации в условиях мультипликативной помехи с негауссовым законом распределения является адаптивный фильтр Ли [11]. Выходное значение этого фильтра определяется как

$$X_{ij} = \bar{I}_{ij} + \frac{\sigma_{ij}^2}{\bar{I}_{ij}\sigma_{\mu}^2 + \sigma_{ij}^2} (I_{ij} - \bar{I}_{ij}), \quad (2)$$

где \bar{I}_{ij} - локальное среднее, определяемое выражением (1);

σ_{ij}^2 - локальная дисперсия в том же окне;

σ_{μ}^2 - относительная дисперсия мультипликативных помех.

В данном случае в качестве параметра локальной адаптации (индикатора локальной активности) используется относительная локальная дисперсия:

$$\delta_{ij} = \frac{\sigma_{ij}^2}{(\sigma_{\mu}^2 \bar{I}_{ij}^2)}. \quad (3)$$

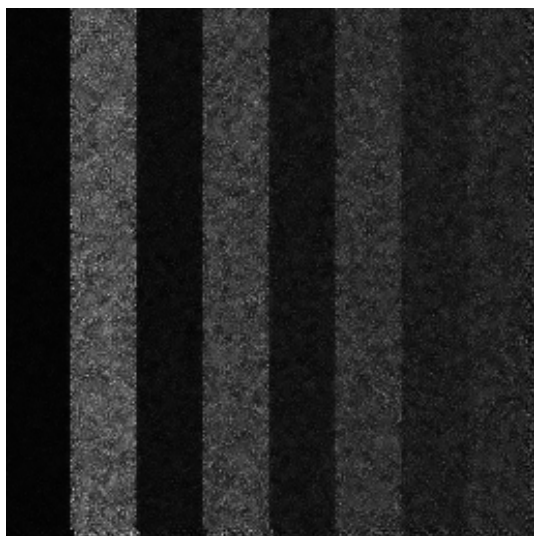
Этот параметр чувствителен к слабоконтрастным границам и имеет значительно большее значения в окне, попавшем на границу, чем в окне, попавшем на однородный участок. Таким образом, на участках, где значение этого параметра достаточно велико (границы, малоразмерные объекты), выход фильтра (2) составляет практически неизменное значение центрального пикселя скользящего окна. На однородных же участках, где (3) имеет небольшое значение, фильтр Ли достаточно эффективно подавляет помехи и при этом незначительно искажает пространственный спектр спекл-шума, что также важно. На рис. 3 показано изображение 2,а, обработанное с помощью фильтра Ли (размер скользящего окна: 7x7 пикселей), визуальный анализ которого подтверждает указанные выше свойства фильтра Ли.



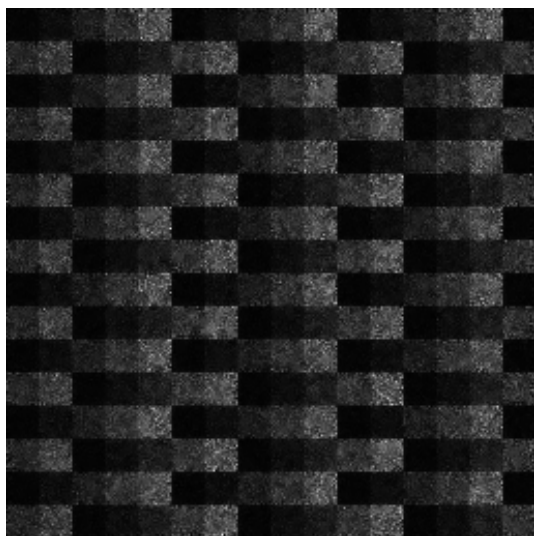
Рис. 3. Изображение после фильтрации с помощью фильтра Ли

Тестовые изображения, показанные на рис. 1, б и г, обработанные с помощью фильтра Ли, представлены на рис. 4. Очевидно, что для них достигнуты четкие границы (за исключением слабоконтраст-

ных), а на однородных участках спекл неплохо подавлен (его дисперсия уменьшена примерно в 15 раз), но при этом остаточные помехи по-прежнему имеют мультипликативный характер [14, 15].



а



б

Рис. 4. Тестовые изображения после обработки с помощью фильтра Ли: «Полосы» (а) и «Квадраты» (б)

Таким образом, были получены фильтрованные тестовые изображения, и дальнейшие эксперименты проводились уже над ними.

3. Анализ эффективности локальных параметров

Все локальные параметры (выходные значения элементарных детекторов границ) вычислялись в скользящем окне прямоугольной формы размером 5x5 пикселей. Перед тем, как использовать локальные параметры совместно необходимо оценить эф-

фективность каждого из них по отдельности. В [8] представлены показатели эффективности для семи различных детекторов границ. Однако эти результаты были получены для изображений без предварительной обработки. В данном случае, после фильтрации, характеристики помех на изображениях изменились, а соответственно, могли измениться и показатели эффективности элементарных детекторов границ.

Для экспериментов нами были отобраны следующие детекторы границ.

Относительная локальная дисперсия:

$$\delta_{ij} = \frac{\sigma_{ij}^2}{(\sigma_{\mu}^2 \bar{I}_{ij}^2)}, \quad (4)$$

где σ_{ij}^2 - локальная дисперсия в окне 5x5 пикселей с центром в ij-м отсчете, \bar{I}_{ij} - среднее в окне, σ_{μ}^2 дисперсия мультипликативной помехи.

Квазиразмах:

$$QR_{ij} = \frac{(I_{ij}^{(q)} - I_{ij}^{(p)})}{I_{ij}^{(q)} + I_{ij}^{(p)}}, \quad (5)$$

где $I_{ij}^{(q)}$ и $I_{ij}^{(p)}$ - соответственно q-й и p-й порядковая статистика ранжированной выборки. В соответствии с рекомендациями [4, 9] q=20 и p=6 для окна размером 5x5 пикселей.

Детектор Харриса на основе отношения средних [7]. В скользящем окне размером 5x5 пикселей рассчитывается отношение средних в четырех направлениях.

$$M_1 = \begin{bmatrix} I_h^2 & I_h I_v \\ I_h I_v & I_v^2 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$M_2 = \begin{bmatrix} I_{md}^2 & I_{md} I_{ad} \\ I_{md} I_{ad} & I_{ad}^2 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

где I_h - отношение средних левой и правой половины скользящего окна;

I_v - отношение средних верхней и нижней половины скользящего окна;

I_{md} - отношение средних в частях скользящего окна, взятые над его главной диагональю и под его главной диагональю;

I_{ad} - отношение средних в частях скользящего окна, взятые над его побочной диагональю и под его побочной диагональю;

M_1, M_2 - матрицы, составленные из отношений средних в скользящем окне.

Эти параметры используются для получения одного выходного значения:

$$\begin{aligned}
 R_1 &= \text{Det}(M_1) - k \cdot \text{Tr}^2(M_1) \\
 R_2 &= \text{Det}(M_2) - k \cdot \text{Tr}^2(M_2) \quad (8) \\
 R_{ij} &= \min(R_1, R_2),
 \end{aligned}$$

где R_1, R_2 - промежуточные параметры, необходимые для определения выходного значения детектора;

k - эмпирическая константа, которая в данных опытах принята равной 0,04 согласно [7];

R_{ij} - выходное значение для данного скользящего окна.

Детектор на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП).

В окне 5×5 вычисляется ДКП. После этого рассчитывается количество коэффициентов ДКП, превысивших порог, который в этих опытах был выбран равным $0,8 \bar{I}_{ij} \approx 1,6 \sigma_{\mu} \bar{I}_{ij}$, а порог при данном типе помех был выбран равным 4 с учетом мультипликативного характера помех и того факта, что изображения прошли предварительную фильтрацию.

Принципы работы этих детекторов границ более подробно описаны в [8].

На рис.5 показаны полученные контурные препараты для всех рассмотренных выше детекторов границ, полученные на изображениях «Полосы» и «Квадраты». Пороги при получении препаратов установлены таким образом, чтобы обеспечивать примерно одинаковый уровень ложных срабатываний на однородных участках.

Проанализировав контурные препараты можно сказать следующее. Для относительной локальной дисперсии и квазиразмаха характерно наличие всплесков активности на границах самого изображения. Это, очевидно, связано с краевыми эффектами при фильтрации изображения (изображение не обрабатывалось для полос шириной 2 пикселя вдоль краев, поэтому статистика помех для этих полос резко отличается от статистики помех на других участках).

Кроме того, для границ больших контрастов линии всех детекторов границ практически не имеют разрывов, однако на малоконтрастных границах все же наблюдаются разрывы линий или даже полное отсутствие срабатываний (граница между 7-й и 8-й полосой изображений 1,б, например).

Детекторы границ обычно количественно характеризуют зависимость вероятности правильного обнаружения от вероятности ложной тревоги, где различные значения этой зависимости могут быть получены путем изменения порога. Для обоих тестовых изображений зависимость вероятности правильного обнаружения рассчитывалась следующим

образом. Количество правильно детектированных пикселей N_c для границ всех контрастов на изображении нормируется на общее количество пикселей на границах. При этом правильно детектированными пикселями считаются по одному слева и справа от действительной границы.

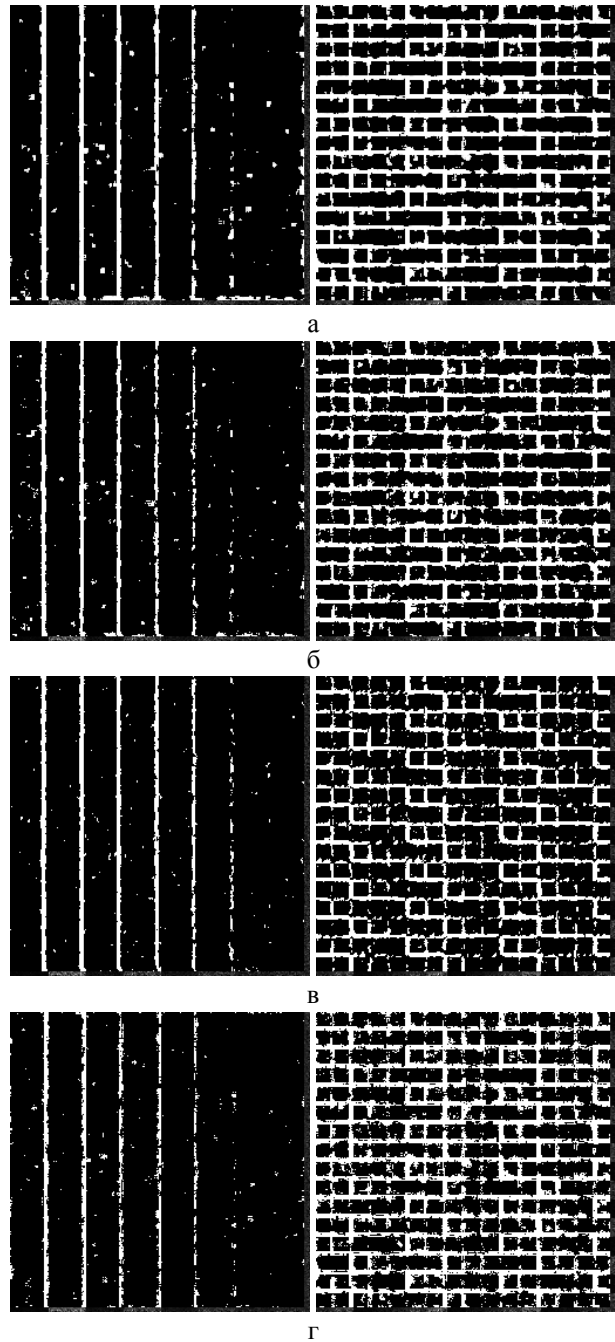


Рис. 5. Контурные препараты для детекторов границ: относительная локальная дисперсия (а), квазиразмах (б), детектор Харриса (в), детектор на основе ДКП (г)

Вероятность ложной тревоги оценивается на однородных участках изображений, где рассчитывается количество срабатываний детектора N_f и нор-

мируется на общее число пикселей на рассматриваемых участках изображения. Для рассмотренных выше детекторов границ эти зависимости имеют вид, показанный на рис. 6.

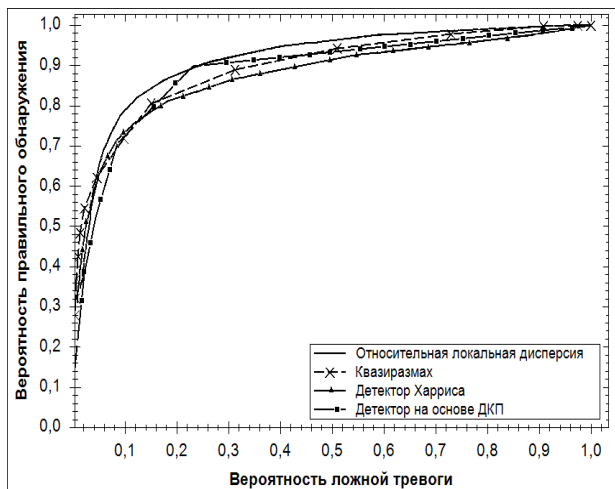


Рис. 6. Зависимости вероятности правильного обнаружения от вероятности ложной тревоги

Эти зависимости показывают, что лучшие показатели имеет относительная локальная дисперсия и детектор границ на основе ДКП, однако два другие параметра также достаточно эффективны.

Кроме указанной выше методики анализа эффективности, детекторы границ также можно охарактеризовать зависимостью вероятности правильного обнаружения от значений контраста. Для этого аналогичным образом вычисляется вероятность правильного обнаружения, но в качестве аргумента используются значения контрастов, полученные на незашумленном тестовом изображении как отношение значения интенсивности с одной стороны границы к значению интенсивности с другой. Контраст всегда считается положительным, то есть при вычислении большее значение интенсивности относится к меньшему. Эти зависимости для тех же детекторов границ представлены на рис. 7.

Анализ этих кривых подтверждает выводы об эффективности детекторов границ, сделанные по рассмотренным выше зависимостям, а также показывает, что для надежного обнаружения границ (т.е. с вероятностью правильного обнаружения $P_D = 1$) для всех детекторов границ достаточно значений контраста 4,5..5, а для детектора границ на основе ДКП даже меньше: 2,5..3.

Все рассмотренные локальные параметры имеют лучшие показатели эффективности при обработке фильтрованных изображений (см. пример на рис. 8, зависимости для нефильтрованных изображений представлены в [8]). Поэтому предполагается, что совместный анализ этих параметров при по-

мощи нейросети будет иметь лучшие результаты по сравнению с подобной системой детектирования границ, разработанной для нефильтрованных изображений.

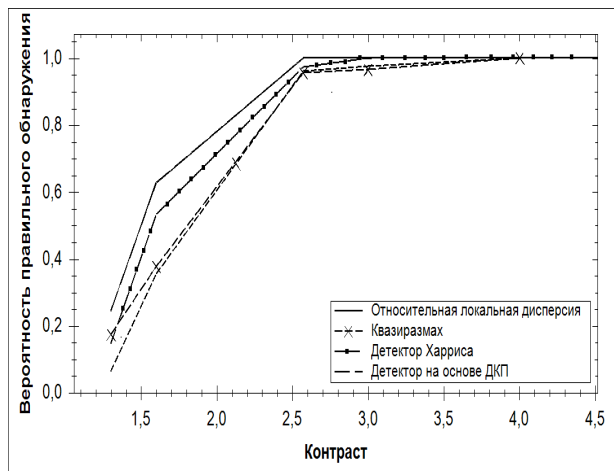


Рис. 7. Зависимости вероятности правильного обнаружения от значения контраста

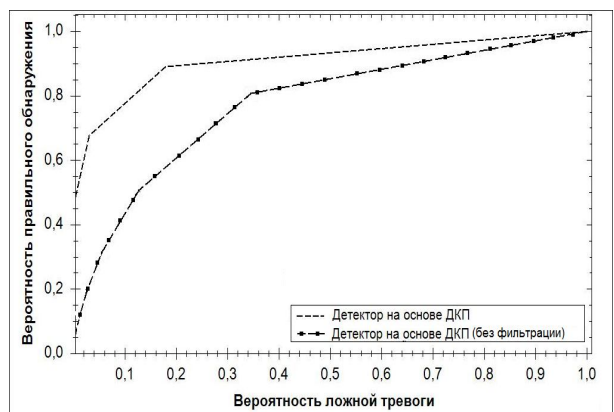


Рис. 8. Сравнение характеристик, полученных по фильтрованному и нефильтованному тестовым изображениям

3. Структура и методика обучения нейронной сети

Для наших опытов была разработана нейронная сеть прямого распространения, аналогичная нейронной сети, используемой в [8]. Там же описаны особенности структуры нейросети и необходимые преобразования входных данных перед их совместной обработкой. Отметим лишь отдельные особенности, характерные для данной нейросети.

Нейронная сеть содержит 3 слоя: входной слой состоит из 4-х нейронов (это число соответствует числу входных параметров), скрытый - из 6-ти нейронов (число определяется эмпирическими правилами обучения нейросетей [16]), выходной - из 2х

нейронов (число определяемых классов). Нейросеть обучается для определения классов «граница» и «однородный участок». Структура нейронной сети показана на рис. 9.

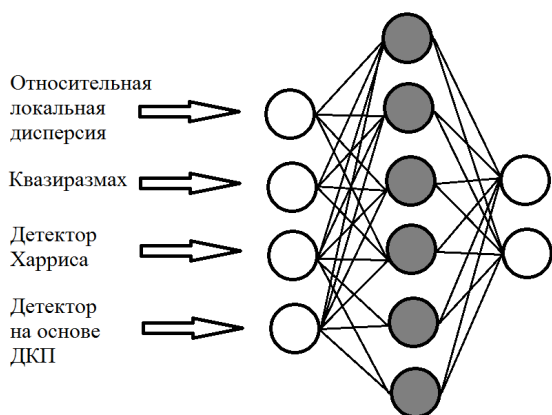


Рис. 9. Структура нейронной сети

Обучение осуществляется с учителем на тестовых изображениях, подвергнутых фильтрации (см. рис. 4 а, б) методом обратного распространения ошибки. Обучающая выборка включала в себя векторы значений локальных параметров, вычисленные для всех возможных положений скользящего окна на границах и на однородных участках тестовых изображений. Этот метод хорошо зарекомендовал себя для решения подобных задач [8, 17, 18], поэтому был использован именно он.

Вектор входных параметров состоит из рассчитанных в скользящем окне значений локальных параметров. Отметим также, что входные детекторы границ основаны на разных принципах обнаружения границ: относительная локальная дисперсия и квазиразмах учитывают статистические признаки в пространственной области, детектор Харриса учитывает геометрические признаки, а детектор на основе ДКП – статистику в спектральной области. Это делает нейросетевой обнаружитель границ нечувствительным к направлению границы в скользящем окне, а также позволяет учитывать все эти характеристики одновременно.

4. Анализ полученных результатов

Карты границ для обученной нейросети, полученные на тестовых изображениях, показанных на рис. 1а, б, представлены на рис. 10. Видно, что слабokontrastные границы различимы лучше, чем при использовании входных параметров по отдельности.

Наиболее существенные, с практической точки зрения, значения вероятности ложной тревоги (P_f) и соответствующие им вероятности правильного обнаружения (P_c) представлены в таблице 1, а на рис. 11 показаны зависимости вероятности правиль-

ного обнаружения от значений контраста для предложенного метода в сравнении с входными параметрами. Кроме того, в таблице 1 представлены результаты для неросетевого детектора, работавшего без предварительной фильтрации.

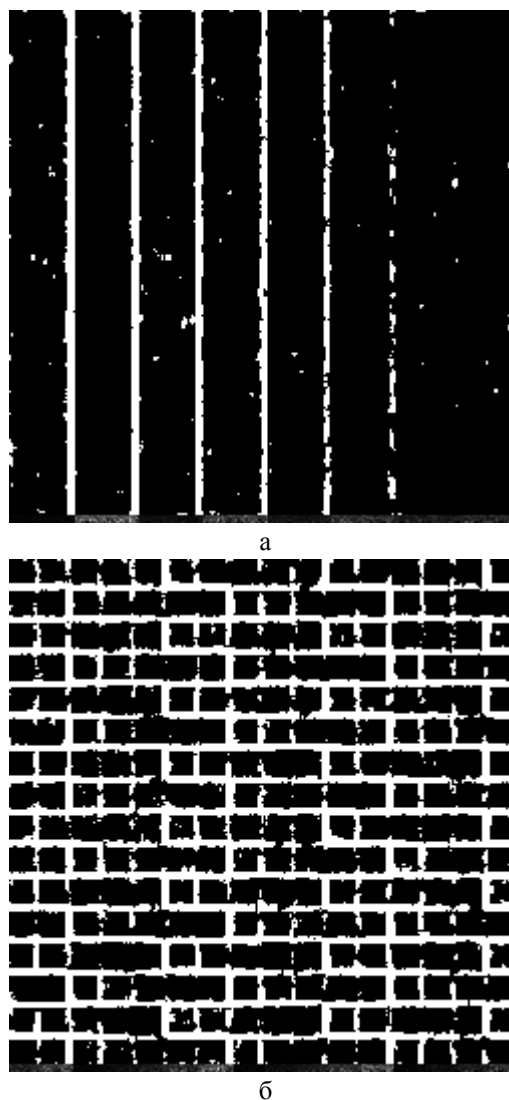


Рис. 10. Карты границ для нейросетевого детектора границ: для изображения «Полосы» (а), «Квадраты» (б)

Видно, что применение предварительной фильтрации позволяет получить существенный выигрыш по вероятности правильного обнаружения (порядка 0,2...0,4 для вероятности ложного обнаружения в наиболее важных пределах от 0,1 до 0,2).

Кривая обнаружения для предложенного метода проходит выше остальных, особенно на участках, соответствующих значениям контраста 1,2...2,5 (рис 11, б), которые представляют практический интерес как при решении собственно задачи обнаружения границ, так и обнаружения локально-активных (неоднородных) участков для нормального функционирования локально-адаптивных фильтров [3, 6].

Таблица 1
Результаты работы детекторов границ

Р _c для различных детекторов границ			
Р _f	Относительная локальная дисперсия	Квазиразмах	Детектор Харриса
0,1	0,79	0,72	0,73
0,2	0,87	0,83	0,82
0,4	0,94	0,91	0,89
Р _c для различных детекторов границ			
Р _f	Детектор на основе ДКП	Нейросетевой детектор (с применением фильтрации)	Нейросетевой детектор (без фильтрации)
0,1	0,71	0,87	0,49
0,2	0,85	0,93	0,73
0,4	0,91	0,97	0,88

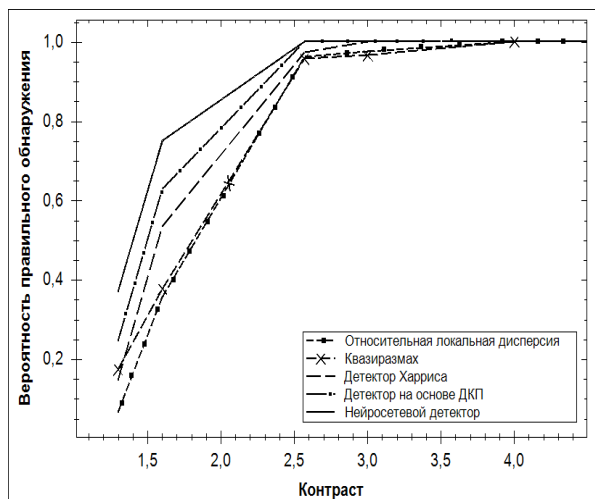
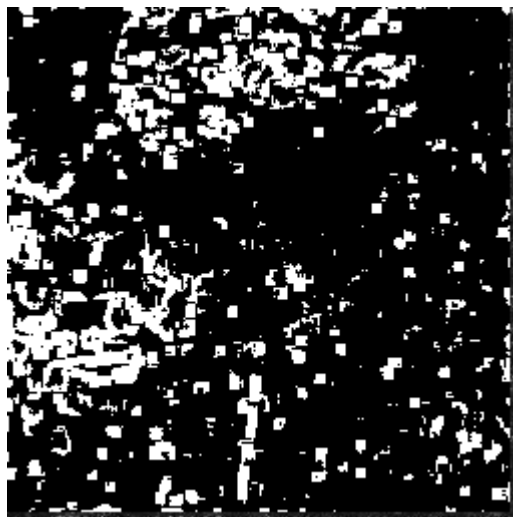


Рис. 11. Зависимости вероятности правильного обнаружения от значений контраста

Эффективность подхода подтверждается и визуально. На рис. 12 показан контурный препарат для изображения на рис. 3, а на рис. 13 - для другого РСА-изображения, прошедшего предварительную фильтрацию для предложенного метода и относительной локальной дисперсии. Спекл-шум на представленных ниже реальных изображениях системы TerraSAR-X [19] является пространственно-коррелированным, поэтому перед фильтрацией нами было проведено прореживание исходных изображений с уменьшением их размеров вдвое по каждой из осей.

Полученные результаты показывают, что предложенный нейросетевой детектор границ позволяет точнее локализовать границы и малоразмерные объекты, а также лучше обнаруживать границы с малыми контрастами.



а



б

Рис. 12. Контурные препараты для детектора на основе относительной локальной дисперсии (а), контурный препарат для предложенного нейросетевого детектора границ (б)

Заключение

Предложен модифицированный метод совместной обработки нескольких локальных параметров с использованием нейронной сети. Показано, что предварительная фильтрация изображений, искаженных интенсивными помехами (например, спекл-шумом) позволяет улучшить характеристики обнаружения не только для всех рассмотренных локальных параметров, но и, в значительной степени, для предложенного нейросетевого детектора границ. Особо важным является то, что существенно улучшено обнаружение малоконтрастных границ и малоразмерных объектов, что позволяет надеяться на их лучшее сохранение при использовании результатов обнаружения при вторичной обработке (фильтрации, распознавании).



а



б



в

Рис. 13. Реальное РСА- изображение (а), контурный препарат для детектора на основе относительной локальной дисперсии (б), контурный препарат для предложенного нейросетевого детектора границ (в)

Литература

1. Шовенгердт, Р.А. Дистанционное зондирование. Методы и модели обработки изображений [Текст] / Р.А. Шовенгердт. – Техносфера, 2010. – 560 с.
2. Oliver, C. *Understanding Synthetic Aperture Radar Images* [Текст] / C. Oliver, S. Quegan. – Sci-Tech Publishing, 2004. – 486 p.
3. *Local activity indicators: analysis and application to hard-switching adaptive filtering of images* [Текст] / V.P. Melnik, V.V. Lukin, A.A. Zelensky, J.T. Astola, P Kuosmanen. // *Optical Engineering Journal*. - 2001. - Vol. 40, No 8. - PP. 1441 - 1445.
4. Udomhunsakul, S. *Edge detection in ultrasonic images using gabor filters* [Текст] / S. Udomhunsakul // *Proceedings analog and digital techniques in electrical engineering*. – 2004. – Vol. 4.– PP. 175 – 178.
5. Touzi, R. *A review of speckle filtering in the context of estimation theory* [Текст] / R. Touzi // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2002. – Vol. 40, No. 11. – PP. 2392 – 2404.
6. *Digital adaptive robust algorithms for radar image filtering* [Текст] / V.V. Lukin, V.P. Melnik, A.B. Pogrebniak, A.A. Zelensky, J.T. Astola, K.P. Saariinen // *Journal of Electronic Imaging*. - July 1996. - Vol.5, No.3. - PP. 410-421.
7. *SAR image edge detection by ratio-based Harris Method* [Текст] / X. Kang, C. Han, Y. Yang, T. Tao // *ICASSP 2006 Proceedings*. – May 2006. - Vol. 2. - PP. 837-840.
8. Науменко, А. Детектирование границ на изображениях с помощью искусственной нейронной сети [Текст] / А.В. Науменко, В.В. Лукин // *Авиационно-космическая техника и технология* – 2012. – Вып. 2. – С. 101-110.
9. Achim, A. *SAR Image Denoising Via Bayesian Wavelet Shrinkage Based on Heavy-Tail Modeling* [Текст] / A. Achim, P. Tsakalides, A. Bezerianos // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. - 2003. –Vol. 41, No 8.–PP. 1773 - 1784.
10. Solbo, S. *A wavelet domain filter for correlated speckle* [Текст] / S. Solbo, T. Eltoft // *Proceedings of EUSIPCO*. - Florence, Italy, 2006. - PP. 5 - 9.
11. Lee, J. *Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images* [Текст] / J.-S. Lee // *Comp. Vision, Graphics, Image Processing*. - 1981. - Vol. 17.- PP. 24 - 32.
12. Pitas, I. *Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications* [Текст] / I. Pitas, A.N. Venetsanopoulos. - Boston (USA): Kluwer Academic Publisher, 1990. – 321 p.
13. Bovik, A. *The Effect of Median Filtering on Edge Estimation and Detection* [Текст] / A.C. Bovik, T.S. Huang, D.C. Munson // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. - February 1987. - Vol. 9., No 2 - PP. 181-194.
14. *Iterative Procedures for Nonlinear Filtering of Images* [Текст] / V. Lukin, V. Chemerovsky, V. Melnik, S. Peltonen, P. Kuosmanen // *Proceedings of the IEEE-*

EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing. - Antalya (Turkey), 1999. - Vol. 1. - PP. 432-436.

15. *Two-stage Radar Image Despeckling Based on Local Statistic Lee and Sigma Filtering [Текст] / V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, L.Yu. Alekseyev, V.P. Melnik, J.T. Astola // Proceedings of IS&T/SPIE International Conference on Nonlinear Image Processing and Pattern Analysis XII. - Vol. 4304. - San Jose (California, USA), 2001. - PP. 106-117.*

16. *Bishop, C. Pattern Recognition and Machine Learning [Текст] / C. Bishop. - Springer Science+Business Media, LLC, 2006. - 738 p.*

17. *Neural networks for oil spill detection using*

ERS-SAR data [Текст] / F. Del Frate, A. Petrocchi, J. Lichtenegger, G. Calabresi // IEEE Transactions on geoscience and remote sensing. - September 2000. - Vol. 38, No. 5. - PP. 2282 - 2287.

18. *Model-based neural network for target detection in SAR images [Текст] / L.I. Perlovsky, W.H. Schoendorf, B.J. Burdick, D.M. Tye // IEEE Transactions on image processing. - January 1997. - Vol. 6, No. 1. - PP. 203 - 216.*

19. *Материалы сайта ASTRIUM AN EADS COMPANY [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <http://http://www.astrium-geo.com/en/23-sample-imagery>. - 07.02.2012 г.*

Поступила в редакцию: 07.06.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф., проф. каф. «Проектирование радиоэлектронных систем летательных аппаратов» В.К. Волосюк, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", г. Харьков.

ВИЯВЛЕННЯ МЕЖ НА РСА-ЗОБРАЖЕННЯХ НЕЙРОМЕРЕЖЕЮ З ВИКОРИСТАННЯМ ПОПЕРЕДНЬОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ

О.В. Науменко, В.В. Лукін

Запропоновано метод виявлення меж на однопоглядних РСА-зображеннях з використанням штучної нейромережі. Розглянута можливість підвищення ефективності виявлення за рахунок використання попередньої обробки фільтром Лі. Розглянуто криві виявлення для різних детекторів меж, що використовуються у нейромережевому детекторі. Встановлено, що нейромережевий детектор функціонує краще, ніж будь-який з елементарних детекторів, що використовуються на вході нейромережі. Коротко описана процедура навчання нейромережі та наведені приклади роботи нейромережевого детектора для тестових і реальних даних.

Ключові слова: детектування меж, нейронні мережі, спільний аналіз локальних параметрів

NEURAL NETWORK SAR-IMAGE EDGE DETECTION USING PRELIMINARY FILTERING

A.V. Naumenko, V.V. Lukin

A method of edge detection for one-look SAR-images using artificial neural network is proposed. The possibility of improving the efficiency of detection by using preliminary processing by Lee filter is considered. The detection curves for different edge detectors used in neural detector are considered. It is shown that the neural detector has better performance than any input elementary detector. The neural network training procedure is shortly described for test and real data.

Keywords: edge detection, neural networks, joint analysis of local parameters

Науменко Алексей Васильевич – студент каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: phist@mail.ru.

Лукін Владимир Васильевич – д-р техн. наук, проф., проф. каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: lukin@ai.kharkov.com.