

## ВЫДЕЛЕНИЕ СКРЫТЫХ ОБЛАСТЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ МЕТОДОМ МОДУЛЯЦИОННОГО ГРАДИЕНТНО-ФАЗОВОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

**Постановка проблемы.** Визуальный анализ различных типов слабо- контрастных изображений (медицина, геофизика, неразрушающий контроль) во многих случаях диктует необходимость обнаружения и выделения скрытых, визуально неразличимых областей интереса (патологии, геофизические аномалии, дефекты).

Один из подходов при решении подобного класса задач – методы сегментации на основе использования алгоритмов нечетких С-средних, нейросетевого анализа [1] и различных типов градиентных преобразований [2, 3]. Однако в случаях, когда анализируемое изображение характеризуется сложным структурным фоном и шумом, что приводит к крайне незначительным перепадам яркостей на границе области интереса, прямое использование этих методов, как это видно из рис. 1, не обеспечивает достаточной чувствительности при выделении объектов интереса и их детализации (в данном случае это яркий участок в центральной части изображения).

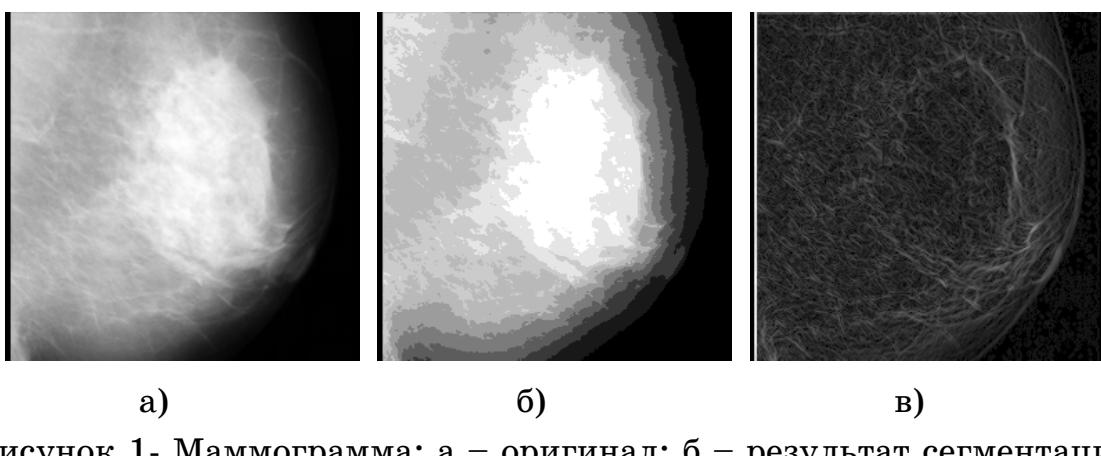


Рисунок 1- Маммограмма: а – оригинал; б – результат сегментации методом нечетких С-средних (10 кластеров); в – модуль градиентного преобразования

Данное обстоятельство диктует необходимость разработки новых методов выделения слабоконтрастных участков изображений, сочетающих высокую чувствительность и, одновременно, устойчивость к влиянию неоднородных фоновых компонент.

В целях повышения чувствительности визуального анализа слабоконтрастных изображений  $I(x,y)$  в [4] было предложено использовать модуляционное преобразование вида

$$A(x,y) = \exp(j\pi I(x,y)/\lambda) = \exp(j\varphi(x,y)), \quad (1)$$

где  $\lambda$  – параметр модуляционного преобразования. Модуль векторного преобразования (1) всегда равен единице, а угол поворота определяется соотношением яркости конкретной точки изображения и величины параметра преобразования  $\lambda$ . Малые значения  $\lambda$  позволяют преобразовать небольшие вариации яркости исходного изображения  $I(x,y)$  в большие величины угла фазового поворота  $\varphi(x,y)$  вектора  $A(x,y)$ . Выбор  $\lambda$  определяется как особенностями самого анализируемого изображения, так и поставленными задачами при его анализе. Как показали эксперименты, наилучший результат обеспечивается при значении  $\lambda \approx 1.2[I_{\max}(x,y) - I_{\min}(x,y)]$ , где  $I_{\max}$  и  $I_{\min}$  – границы изменений яркостей области потенциального интереса.

Базируясь на идее модуляционного преобразования (1) и введении виртуального когерентного опорного поля в работах [5 - 7] была проведена аналогия с методом фазоконтрастной микроскопии Цернике, что позволило расширить границы динамического диапазона изменения яркости слабоконтрастных изображений более чем в 20 раз и повысить контрастность синтезированных изображений. Однако в рамках данного метода повышается лишь общая чувствительность визуального анализа, а не решается задача выделения скрытых областей потенциального интереса. Помимо этого, в качестве информативной характеристики используется модуль векторной суммы или разности и не рассматриваются их фазовые характеристики.

**Целью работы** является демонстрация информативных возможностей нового метода модуляционного градиентного фазового преобразования при выделении скрытых областей потенциального интереса слабоконтрастных изображений, являющегося более чувствительным и устойчивым, по сравнению рассмотренными выше подходами.

**Основная часть.** Алгоритм предлагаемого метода включает в себя следующие этапы.

1. Выбирается область потенциального интереса и на основании граничных значений ее яркости определяется значение модуляционного параметра  $\lambda$ .

2. На основании выражения (1) рассчитывается фазо-пространственная характеристика  $\varphi(x, y)$  анализируемого изображения  $I(x, y)$ .

3. К синтезированной фазовой характеристике  $\varphi(x, y)$  применяется операция градиентного преобразования

$$\psi(x, y) = \frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial x} + j \frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial y}. \quad (2)$$

Модуль функции  $\psi(x, y)$  рассматривается в виде новой информативной характеристики.

На рис. 2 а, б представлены результаты обработки маммограммы (рис. 1, а) при значении параметра модуляции  $\lambda=0.19$  в сопоставлении с контурным графическим представлением анализируемого изображения в 16 уровнях градации яркостей (рис. 2 в).

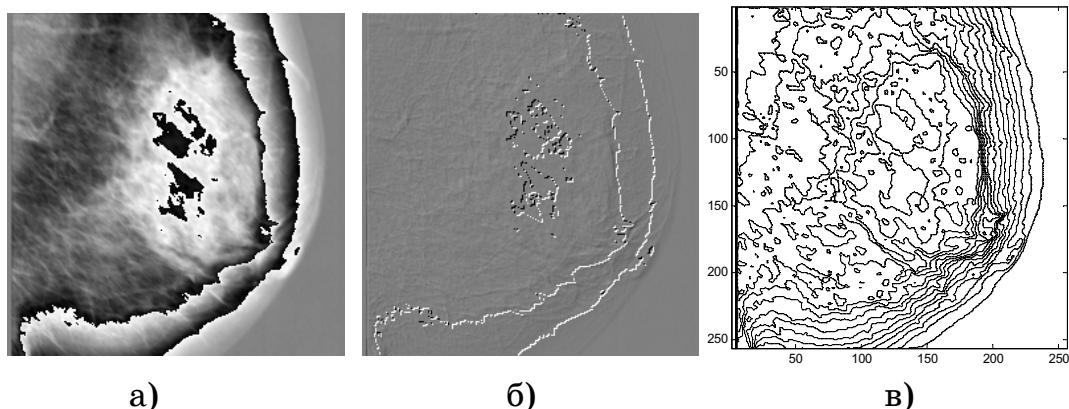


Рисунок 2 - Преобразование маммограммы: а –  $\varphi(x, y)$ ; б –  $\psi(x, y)$ ; в – контурное отображение исходного изображения в 16 уровнях градации яркостей

Фазо-пространственная характеристика  $\varphi(x, y)$  позволила выделить скрытые области потенциального интереса, но не устранила фоновую составляющую, тогда как градиентно-фазовое преобразование при визуализации характеристики  $\psi(x, y)$  выделило эти области и устранила фон. На контурном отображении

анализируемого изображения (рис. 2 в) область интереса практически невозможно выделить из других областей.

На рис. 3 представлены результаты обработки рентгеновской томограммы головного мозга. На исходном изображении хорошо видна гематома (показана стрелкой), целью анализа является определение области ее влияния, которая совершенно неразличима на исходном изображении. Применение классического варианта градиентного преобразования (рис. 3 б), как и в предыдущем случае, не приводит к выделению скрытого объекта интереса, тогда как модуляционное градиентно-фазовое преобразование (рис. 3 в) четко его выделяет.

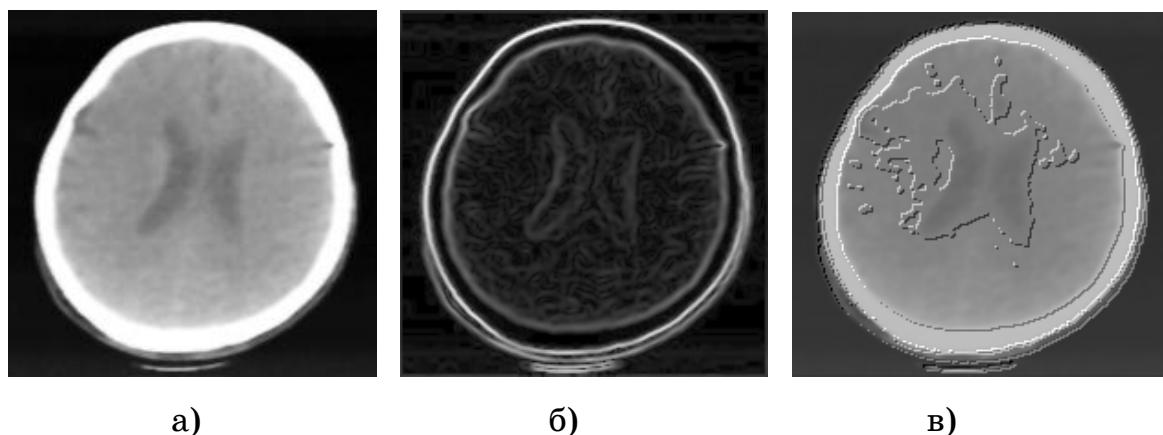


Рисунок 3 - Томограмма головного мозга: а – оригинал; б – модуль градиентного преобразования; в –  $\psi(x, y)$

Дополнительные особенности предложенного метода демонстрирует пример обработки изображения геофизического поля участка земной поверхности, представленного на рис. 4 а, для которого использование градиентного преобразования не позволило выделить ни одну из скрытых областей возможных аномалий (рис. 4 б). Визуализация характеристик градиентно-фазового преобразования (рис. 4 в) выделяет несколько скрытых областей потенциального интереса.

На рис. 5 представлены амплитудно-пространственные срезы 135-ой строки изображений рис. 4, из рассмотрения которых следует, что классическое градиентное преобразование слишком чувствительно к неоднородностям фона. Данное обстоятельство не позволяет использовать его для выделения скрытых областей интереса, тогда

как градиентно-фазовое преобразование оказывается устойчивым к их влиянию.

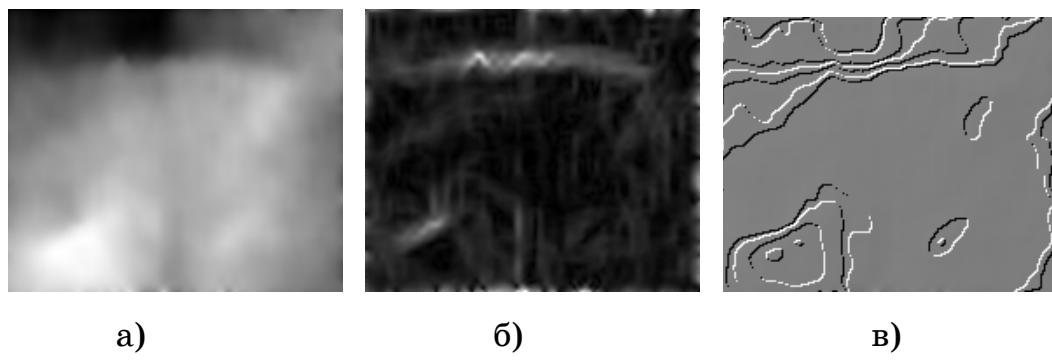


Рисунок 4 - Изображение геофизического поля: а – оригинал; б – модуль градиентного преобразования; в –  $\psi(x, y)$

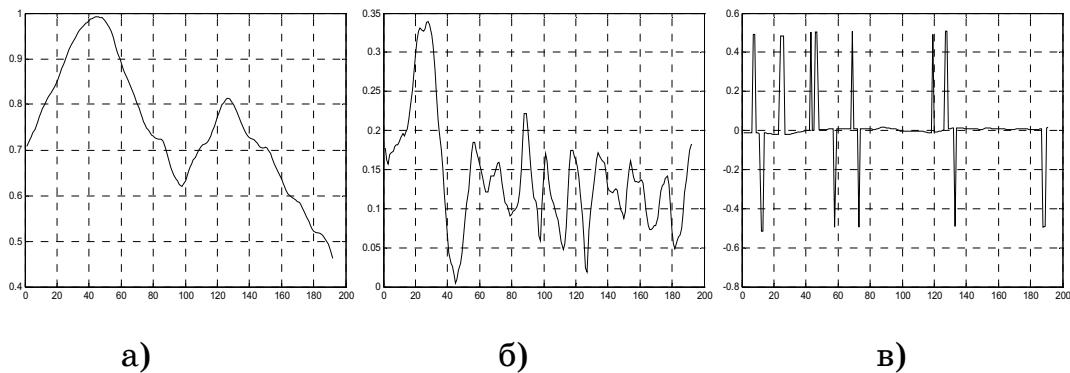


Рисунок 5 - Амплитудно-пространственные срезы 135-ой строки соответствующие изображениям на рис. 4

Однако следует подчеркнуть, что если фон является однородным или плавно изменяющимся, то простое градиентное преобразование является также эффективным при выделении скрытых областей, что демонстрируется на рис. 6 на примере обработки численной модели, которая имеет 7 скрытых областей, из которых только три являются визуально различимыми. Остальные области имеют вариации яркостей в пределах 1%, что в соответствии с законом Вебера [3], не позволяет их визуально идентифицировать.

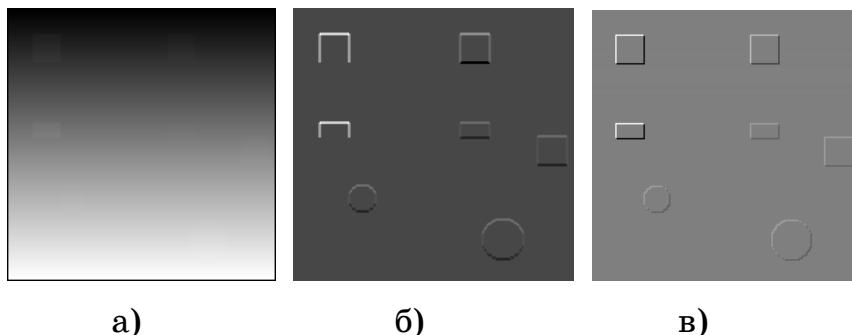


Рисунок 6 - Численная модель: а – оригинал; б – модуль градиентного преобразования; в -  $\psi(x, y)$

Модуль градиентного преобразования позволил выделить все скрытые участки, но при этом на двух левых участках неопределена нижняя граница. Использование нового метода градиентно-фазового преобразования с визуализацией характеристики  $\psi(x, y)$  позволяет идентифицировать эти участки именно как конкретные области, а не линии.

**Выводы.** На основании проведенных исследований и представленных экспериментальных результатов можно заключить следующее.

1. Метод модуляционного градиентно-фазового преобразования слабоконтрастных изображений позволяет выделять скрытые области потенциального интереса и является устойчивым к влиянию неоднородного фона.

2. Чувствительность метода может регулироваться параметром модуляции, значения которого зависят от крайних значений перепадов яркости зоны возможного интереса.

3. Применение классического варианта градиентного преобразования для выделения скрытых областей целесообразно лишь в случае однородного или плавно изменяющегося фона.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение: современный подход / Форсайт Д., Понс Ж. – М.: – С.-П.; – К: Вильямс, 2004. – 926 с.
2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Гонсалес Р., Вудс Р. – М.: Техносфера, 2006. – 1070 с.
3. Pratt W.K. Digital Image Processing / Pratt W.K. – New York; – Chichester; – Weinheim; – Brisbane: John Wiley and Sons Inc., 2001. – 723 р.

4. Ахметшина Л.Г. Информационные возможности модуляционного преобразования при сегментации мультиспектральных изображений / Ахметшина Л.Г. // Системні технології. – 2004. – № 6. – С. 122-127.
5. Ахметшина Л.Г. Геометрические методы повышения качества слабоконтрастных изображений в плоскости комплексных яркостей / Ахметшина Л.Г., Ахметшин А.М., Мацюк И.М. // Геометричне та комп'ютерне моделювання.– 2007. – Вип. 18. – С. 41– 46.
6. Ахметшина Л.Г. Адаптивный интерференционный метод повышения яркостного разрешения низкоконтрастных изображений / Ахметшина Л.Г., Ахметшин А.М., Мацюк И.М. // Збірник наукових праць Національного гірничого університету. 2007. № 27. – С. 202-207 .
7. Ахметшина Л.Г. Интерференционные методы повышения качества и чувствительности анализа низкоконтрастных изображений на основе комплексной фазовой модуляции яркостей / Ахметшина Л.Г., Ахметшин А.М., Мацюк И.М. // Искусственный интеллект. – 2007. – № 3 . – С. 194– 204.

Получено 21.11.2008г.