

## ОПРЕДЕЛЕНИЕ МЕСТОПОЛОЖЕНИЯ ОБЪЕКТА НА ИЗОБРАЖЕНИИ ПРИ АПРИОРИ НЕИЗВЕСТНОЙ ВЕРОЯТНОСТИ ЕГО ЛОКАЛИЗАЦИИ

### 1. ВВЕДЕНИЕ

Во многих задачах анализа изображений бывает чрезвычайно важно не пропустить объекты и детали, которые важны для правильной интерпретации анализируемой информации. Помочь в этом призваны методы цифровой обработки изображений, позволяющие обнаружить такие объекты и отметить их местоположение на изображении с тем, чтобы привлечь внимание исследователя к важным информативным особенностям изображения.

Для решения этой задачи необходимо знание ряда априорных данных, касающихся как исходного объекта, так и фоновой части изображения. Так, например, если фоновая часть изображения трактуется как реализация двумерного случайного поля, то для локализации объекта необходимо знание статистических характеристик фона, а также априорной вероятности локализации объекта в каждой точке изображения [1-3].

В данной работе рассмотрен случай, когда априорная вероятность появления объекта в разных точках изображения неизвестна, что типично для большинства практически важных задач.

Исходное изображение  $X$  рассматривалось как смесь сигнала объекта  $U$  и фоновой части изображения  $W$ , которая представляла собой реализацию двумерного стационарного случайного процесса:

$$X = QU + W \quad (1)$$

Изображение  $U$  имеет ненулевые элементы в некоторой связной области  $S$ , соответствующей области, занимаемой объектом, матрица  $Q$ , изменяет случайным образом амплитуду объекта, его размер, координаты локализации на изображении, ориентацию и т.д.

Нами рассмотрен случай, когда амплитуда  $a$  и координаты  $(k,l)$  объекта являются случайными параметрами:

$$Q = AZ = |az_{i-k,j-l}| \quad (2)$$

Матрица  $Z = |z_{i-k,j-l}|$  сдвигает координаты, задающие область локализации объекта в точку  $(k,l)$ . Функция распределения случайных координат  $(k,l)$  объекта неизвестна. Матрица  $A = aI$ , где  $I$  - единичная матрица. Функция распределения случайных значений амплитуд  $P(a)$  сигнала объекта задана. Фон задан ковариационной матрицей  $K_w$  со средним  $\bar{W}$ .

Задача состоит в том, чтобы обнаружить объект и отметить на изображении область его локализации.

Обнаружение объекта является частным случаем задачи классификации элементов изображения [1], когда необходимо по анализируемой последовательности элементов изображения  $x$  принять решение о принадлежности этих элементов фону  $W$  (класс  $H_0$ ) в соответствии с гипотезой  $H_0: x = w$ , или смеси фона  $W$  и объекта  $u$  (класс  $H_1$ ), если верна гипотеза  $H_1: x = u + w$ .

Для решения задачи необходимо знание апостериорных вероятностей  $P(x|H_0)$  и  $P(x|H_1)$  (функций правдоподобия) для классов  $H_0$  и  $H_1$ . Оптимальное Байесовское решающее правило позволяет классифицировать наблюдаемую последовательность элементов изображения  $x$ :

Принять гипотезу  $H_1$ , если  $L = P(x|H_1) / P(x|H_0) \geq L_C$ ;

Принять гипотезу  $H_0$ , если  $L < L_C$ , (3)

где  $L$  - отношение правдоподобия (тестовая статистика),  $L_C$  - порог классификации.

## 2. СЛУЧАЙ ДЕТЕРМИНИРОВАННОГО ОБЪЕКТА

Если объект известен точно, а фон является реализацией гауссовского случайного процесса, то функция правдоподобия полностью определена ковариационной матрицей  $K_w$ . Оптимальная тестовая статистика  $\lg L$  будет задана выражением [1]:

$$V = \lg L = U^T K_w^{-1} X = U^T K_w^{-1} Q U + U^T K_w^{-1} W, \quad (4)$$

где  $T$  - транспонирование матрицы  $U$  и  $K_w^{-1} K_w = I$ .

Выражение (4) соответствует обработке исходного изображения разбеливающим согласованным фильтром и дает оптимальную Байесовскую статистику для обнаружения объекта. Полученное изображение  $V = |v_{i,j}|$  имеет в каждой точке  $(i, j)$  значение видеосигнала  $v_{i,j}$ , равное значению отношения правдоподобия для соответствующей точки  $(i, j)$  исходного изображения  $X$ . То же самое изображение  $V$  может быть получено с помощью оптимального по критерию максимума отношения сигнал/шум (МОСШ) линейного фильтра [4]. Это означает, что преобразование (4) максимизирует отношение сигнал/шум, уменьшает и выравнивает значение локальной дисперсии на фоновой части изображения. В точках локализации объекта значение сигнала будет максимально и равно:

$$G = U^T K_w^{-1} U + U^T K_w^{-1} W. \quad (5)$$

Для определение порогового значения статистики и локализации объекта необходимо знание априорной вероятности локализации объекта в каждой точке изображения, которая по условию задачи неизвестна.

Поэтому для того чтобы определить, какие точки изображения принадлежат объекту, нами были проанализированы значения элементов  $y = (y_1, \dots, v_{i,j}, \dots, y_N)$  в окрестности

каждой точки изображения. Здесь  $v_{i,j}$  - значение центрального элемента анализируемой окрестности с координатами  $(i, j)$ . При анализе выборки  $y$  предполагалось, что входящие в нее элементы  $y_1, \dots, y_N$  некоррелированы. Необходимо было установить, принадлежит ли наблюдаемая последовательность  $y$  и элемент  $v_{i,j}$  к фоновой части изображения со средним  $m_0$  и стандартным отклонением  $\sigma_0$  (гипотеза  $H_0$ ) или же  $y$  включает также и элементы, соответствующие объекту  $G$  со средним  $m_1$  и стандартным отклонением  $\sigma_1$  (гипотеза  $H_1$ ).

Поскольку линейная комбинация гауссовских величин дает также гауссовскую величину [5], то функции распределения, описывающие сигнал и фон изображения, после преобразования (4) полностью определены параметрами  $m_0, \sigma_0, m_1, \sigma_1$ . В этом случае оптимальное решающее Байесовское правило будет следующим:

Принять гипотезу  $H_1$ , если  $\lambda(y) = \lg[P(y|m_1, \sigma_1) / P(y|m_0, \sigma_0)] \geq \lambda_c$  и  $\lambda(v_{i,j}) \geq \lambda_c$ ;

Принять гипотезу  $H_0$ , если  $\lambda(y) < \lambda_c$ , (6)

где функция правдоподобия для фона ( $i=0$ ) и для объекта ( $i=1$ ) будет равна:

$$P(y / H_i) = (2\pi\sigma_i^2)^{-N/2} \exp[-\sum_{n=1}^N (y_n - m_i)^2 / 2\sigma_i^2], i = 0, 1. \quad (7)$$

Параметры функций правдоподобия (7) были определены с использованием обучающих выборок, для которых были использованы типичные образцы фона и объекта, полученные после преобразования (4).

## 2.1. Байесовская оценка

Принять гипотезу  $H_0$ :  $\lambda(y) < \lambda_c$ ,

Принять гипотезу  $H_1$ :  $\lambda(y) = \sum_{n=1}^N (y_n - m_0)^2 / 2\sigma_0^2 - \sum_{n=1}^N (y_n - m_1)^2 / 2\sigma_1^2 \geq \lambda_c$  и  $\lambda(v_{i,j}) \geq \lambda_c$ ; (8)

$$\lambda_c = \lg[P(H_0) / P(H_1)] + \lg[(C_{21} + C_{22}) / (C_{12} + C_{11})] + N / 2 \lg(\sigma_1 / \sigma_0), \quad (9)$$

где  $P(H_1), P(H_0)$  - априорные вероятности того, что элементы выборки  $y_1, \dots, y_N$  принадлежат объекту или фону соответственно,  $C_{mn}$  - матрица штрафов [4].

Необходимые для вычисления порога классификации априорные вероятности  $P(H_1), P(H_0)$  были оценены с использованием метода моментов [5]. Выборка  $y$  рассматривалась как двухкомпонентная смесь гауссовских величин с известными средними значениями. Для получения оценки  $P(H_1), P(H_0)$  было использовано среднее значение  $\bar{y}$  элементов выборки  $y$ :

$$\bar{y} = m_1 P(H_1) + m_0 P(H_0);$$

$$P(H_1) + P(H_0) = 1. \quad (10)$$

Необходимые оценки априорных вероятностей будут в этом случае равны:

$$P(H_0) = (m_1 - \bar{y}) / (m_1 - m_0);$$

$$P(H_1) = (\bar{y} - m_0) / (m_1 - m_0). \quad (11)$$

Таким образом, пороговое значение  $\lambda_c$  (9) может быть вычислено с использованием уравнений (11).

## 2.2. Оценка по максимуму апостериорной вероятности

Предполагая, что априорные вероятности равны ( $P(H_0) = P(H_1)$ ) и элементы матрицы штрафов  $C_{11} = C_{22} = 0, C_{12} = C_{21} = 1$ , получим оценку, соответствующую критерию максимума апостериорной вероятности (МАВ):

$$\text{Принять гипотезу } H_1: \lambda(y) = \sum_{n=1}^N (y_n - m_0)^2 / 2\sigma_0^2 - \sum_{n=1}^N (y_n - m_1)^2 / 2\sigma_1^2 \geq \lambda_c$$

$$\text{и } \lambda(v_{i,j}) \geq \lambda_c; \quad (12)$$

$$\text{Принять гипотезу } H_0: \lambda(y) < \lambda_c = (N/2) \lg(\sigma_1 / \sigma_0),$$

## 3. СЛУЧАЙ НЕДЕТЕРМИНИРОВАННОГО ОБЪЕКТА

В этом случае Байесовская оценка является нелинейной функцией  $X$  [2]. Тестовая статистика  $V$  никогда не является оптимальной в Байесовском смысле для реальных задач [1]. Описание сложного фона Гауссовской функцией не подходит для большинства реальных фоновых изображений. Для описания свойств таких изображений необходимо использовать более сложные модели. Например, комбинированную модель фоновой части изображения, составленную из отдельных областей, с разными статистическими свойствами [6]. Используя последовательность образцов объекта и фона для получения оптимальной тестовой статистики, можно улучшить результат локализации объекта на изображении и в этих сложных случаях.

## 4. НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОЕ ОЦЕНИВАНИЕ ДЛЯ ЛОКАЛИЗАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ

Для определения областей изображения, занимаемых объектом, был предложен метод, основанный на непараметрическом оценивании статистических характеристик изображения с использованием ранговой фильтрации.

1. Анализировалась выборка  $u$ , взятая в окрестности каждой точки  $(i, j)$  изображения  $V$ . Размер окрестности соответствовал размеру искомого образования.

2. Из этой последовательности была выбрана подпоследовательность  $y_e$ ,  $y_e \subseteq [v_{i,j} - 2\sigma, v_{i,j} + 2\sigma]; \sigma = \min(\sigma_0, \sigma_1)$ .

3. Был проведен кластерный анализ гистограммы, построенной для  $y_e$ . Элементы, принадлежащие к тому же кластеру, что и  $v_{i,j}$ , были отобраны для дальнейшего анализа.

4. Для этих элементов вычислялось значение медианы. Исходное значение  $v_{i,j}$  было заменено на значение медианы.

5. Эта процедура была итеративно использована  $t$  раз.

Как показано в работе [7], при итеративном использовании процедуры 1-4 значения элементов  $v_{i,j}$  сходятся к средним значениям  $m_1$  объекта или  $m_0$  фона, соответственно, что улучшает разделение элементов изображения на области, соответствующие объекту и фону.

6. Для разделения изображения на область объекта и фона преобразованное таким образом изображение квантовали на 2 уровня с использованием одинакового для всех точек глобального порога квантования.

## 5. ЛОКАЛИЗАЦИЯ МИКРОКАЛЬЦИНАТОВ НА МАММОГРАММАХ

Разработанные методы были использованы для локализации микрокальцинатов на маммограммах. Преобразование (4) было реализовано в частотной области с использованием модели микрокальцината и оценки энергетического спектра оцифрованной маммограммы [8] (см. Приложения 1 и 2). Параметры функций правдоподобия (7) ( $m_0, \sigma_0, m_1, \sigma_1$ ) были определены с использованием обучающих выборок, состоящих из элементов изображения, взятых на участках с микрокальцинатами и на фоновой части контрольного (медицински верифицированного) изображения. Оценка по МАВ, Байесовское и непараметрическое оценивание было использовано для выявления областей, занятых микрокальцинатами на анализируемом (тестовом) изображении. Среднее и дисперсия контрольного изображения были приведены (заданы равными) соответствующим значениям на тестовом изображении.

Вычисление сумм в соответствии с уравнением (12) было реализовано с помощью рекурсивной линейной фильтрации с использованием быстрых алгоритмов [9]. Непараметрические оценки были найдены с использованием нелинейных рекурсивных фильтров, основанных на анализе ранговых статистик [10] и реализованы с помощью быстрых алгоритмов [11].

## 6. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

На рис. 1а показан фрагмент исходной маммограммы. Гистограмма значений плотности этого изображения приведена на рис. 1б. Использование преобразования (4)

соответствует обработке изображения оптимальным по МОСШ фильтром и дает экстремумы сигнала в точках локализации микрокальцинатов (черные точки на рис. 2а). Анализ гистограммы (рис. 2б) преобразованного таким образом изображения не позволяет определить единственный глобальный уровень квантования  $L_c$  для выделения областей, занятых объектом. Анализ обработанной в соответствии с формулой (4) маммограммы показывает множественные ошибки в локализации объекта при использовании такого глобального порога квантования. На рис. 2в области, занимаемые объектом, отмечены белым,  $L_c = 143$ .

На рис. 3а приведено изображение, обработанное оптимальным по МОСШ фильтром. На рис. 3б-г показан результат локализации объектов, полученный с использованием оценки по МАВ при анализе выборки  $y$ , взятой для каждой точки изображения в прямоугольном фрагменте размером  $K \times K = 2 \times 2, 5 \times 5, 10 \times 10$  элементов соответственно. Анализ показал, что такая оценка позволяет отметить области, принадлежащие объектам разного размера, начиная от самых маленьких (рис. 3б) и кончая наиболее крупными. Интересно, что самые большие объекты размером  $10 \times 10$  элементов оказались составленными из нескольких объектов меньшего размера.

На рис. 4б,г и рис. 4в,д показаны результаты использования МАВ и Байесовских оценок для разных обучающих выборок. Для получения изображений, представленных на рис. 4б,в, была использована обучающая выборка, в которой объекты имели небольшое стандартное отклонение ( $\sigma_1 = 10$ ). Изображения на рис. 4г,д получены с использованием в обучающей выборке менее однородных объектов ( $\sigma_1 = 17$ ). Сравнение изображений на рис. 4б,г (МАВ оценивание) и на рис. 4в,д (Байесовское оценивание) показывает, что выбор обучающей выборки влияет на результаты локализации объектов. В соответствии с моделью объекта, который необходимо обнаружить (см Приложение 1), можно выделить более либо менее однородные области на изображении, которые будут отмечены как микрокальцинаты.

Анализ полученных изображений показывает также, что для одинаковых значений  $\sigma_1$  (рис. 4б,в и рис. 4в,г) нет существенных отличий в локализации объектов при использовании оценивания по МАВ и Байесовского решающего правила. Таким образом оценивание по МАВ обладает хорошей устойчивостью к обнаружению микрокальцинатов. Действительно, когда  $\bar{y}$  близко к  $m_1$  (элементы принадлежат области, занятой микрокальцинатом), левая часть уравнения (6) при оценке по МАВ становится неотрицательной. При Байесовской оценке для случая, когда  $C = 1$ , в выражении для  $\lambda_c$  (9) появятся дополнительные слагаемые  $\lg(P(H_0)/P(H_1)) \sim -\tau$ ,  $P(H_1) \sim 1$  и  $P(H_0) \sim 0$ , которые только уменьшат величину  $\lambda_c$  но не изменят решение по сравнению с оценкой по МАВ. Аналогичный результат будет иметь место, когда  $\bar{y}$  близко к  $m_0$ . Случай, когда  $P(H_0) = P(H_1)$ , соответствует оценке по МАВ.

На рис. 4д,е показаны Байесовские оценки для разных значений  $C = (C_{21} + C_{22}) / (C_{12} + C_{11})$  ( $C = 1$  и  $C = 100$  соответственно). Таким образом, выбор  $C$  позволяет контролировать выявление микрокальцинатов в соответствии с величиной "штрафа". установленного за то или другое ошибочное решение (пропуск объекта или ложное обнаружение).

Маммограмма после локальной нелинейной ранговой фильтрации представлена на рис.5а. Гистограмма, приведенная на рис.5 б, показывает, что после такой обработки улучшается разделимость смеси. На рис.5 в показан результат использования глобального порога квантования,  $L_c=143$  (сравните с рис.2 с). На рис.5 г показан результат такой бинаризации. Белым отмечены области, принадлежащие объекту.

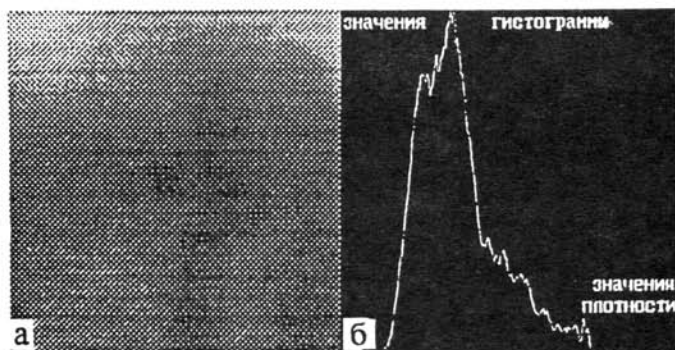


Рис.1 . Изображение молочной железы.

а) Фрагмент исходной маммограммы.

б) Гистограмма значений плотности этого изображения.

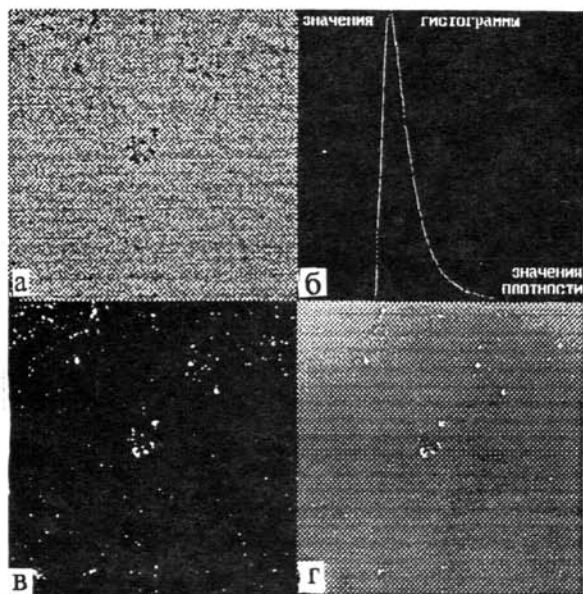


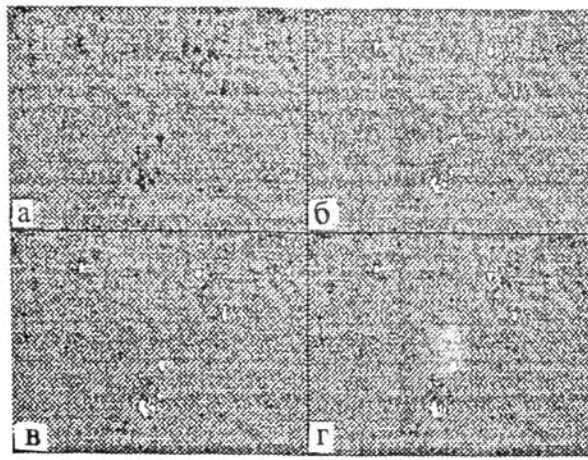
Рис.2. Квантование изображения после оптимального по МОСШ фильтра.

а) Обработка изображения оптимальным по МОСШ фильтром. В точках локализации микрокальцинатов обработка дает экстремумы сигнала (черные точки).

б). Гистограмма преобразованного изображения.

в) Результат использования глобального порога квантования при  $L_c=143$ .

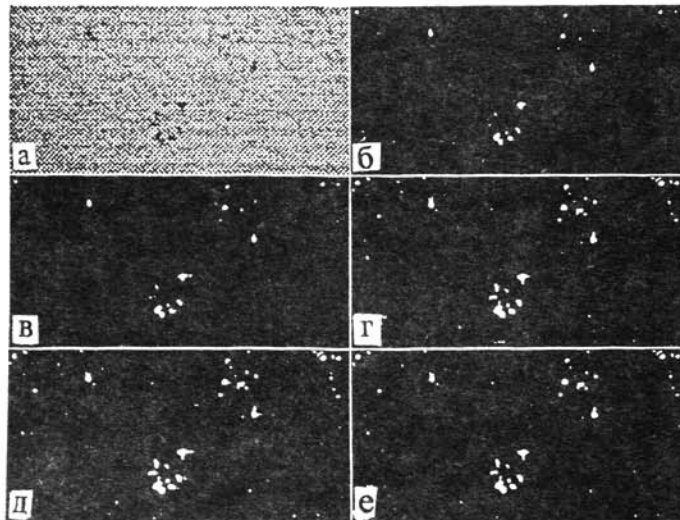
г) Выделенные области нанесены на исходное изображение (отмечены белым).



**Рис.3.** Локализация объектов с использованием оценки по МАВ.

а) Изображение, обработанное оптимальным по МОСШ фильтром.

б)-г) Результат локализации объектов, полученный с использованием оценки по МАВ при анализе выборки  $u$ , взятой для каждой точки изображения в прямоугольном фрагменте разметом  $K \times K = 2 \times 2, 5 \times 5, 10 \times 10$  элементов, соответственно . Найденные объекты отмечены белым.



**Fig.4.** Локализация объектов при разных обучающих выборках.

а) Результат использование фильтра (4) (МОСШ фильтр);

б) МАВ оценка для  $K=5, m_0=164, \sigma_0=12, m_1=15, \sigma_1=10$ ;

в) Байесовская оценка для  $K=5, m_0=164, \sigma_0=12, m_1=15, \sigma_1=10 ; C=1$ ;

г) МАВ оценка для  $K=5, m_0=164, \sigma_0=12, m_1=15, \sigma_1=17$  ;

д) Байесовская оценка для  $K=5, m_0=164, \sigma_0=12, m_1=15, \sigma_1=17 , C=1$ ;

е) Байесовская оценка для  $K=5, m_0=164, \sigma_0=12, m_1=15, \sigma_1=17 , C=100$ .



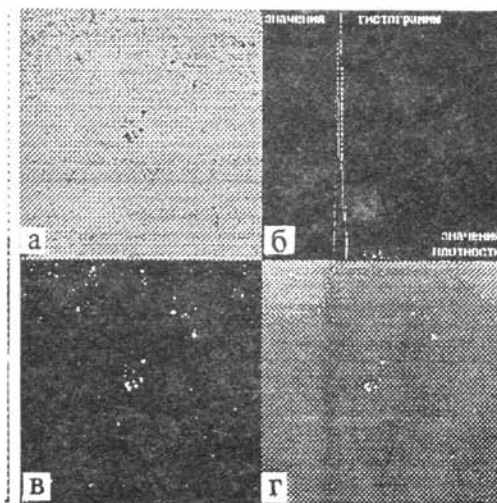


Рис.5. Квантование маммограмма после локальной нелинейной ранговой фильтрации.

- а) Маммограмма после локальной нелинейной ранговой фильтрации.
- б) Гистограмма обработанного изображения.
- в) Результат использования глобального порога квантования при  $L_c=143$  ( см рис.2с).
- г) результат такой бинаризации нанесен на исходное изображение. Белым отмечены области, принадлежащие объекту

## 7. ВЫВОДЫ

1. Разработаны методы параметрического и непараметрического статистического оценивания, позволяющие отметить на изображении области, занятые интересующими исследователя объектами в случае, когда нет априорной информации о наличии объекта и его и местоположении на изображении.

2. Оценки по МАВ и Байесовские оценки, использующие анализ элементов изображения из локальной окрестности  $K \times K$  элементов, позволяет отметить на изображении объекты соответствующего размера. Такие оценки позволяют минимизировать число ложных обнаружений и пропусков объектов. При использовании Байесовских оценок можно менять стратегию принятия решений о наличии или отсутствии объекта, изменяя величину штрафа так, чтобы минимизировать ошибки, наиболее нежелательные для пользователя.

3. Непараметрическая оценка, основанная на использовании порядковых статистик, позволяет улучшить разделение элементов, соответствующих объекту и фону.

4. Предварительные исследования показали, что разработанные методы могут быть успешно использованы для обнаружения и выявления микрокальцинатов на маммограммах.

Моделирование сигнала объекта

Первым этапом построения фильтров, предназначенных для выделения формализуемого объекта [8], является адекватное задание в цифровой форме сигнала объекта  $U$ . Для этой цели должна быть использована априорная информация, позволяющая описать объект функцией, известной с точностью до случайных параметров. Для синтеза фильтров необходимо также знать функцию распределения  $P(p)$  значений параметров  $p$  объекта, которая часто бывает неизвестна.

В работе рассмотрено 2 предельных случая.

1)  $P(p)$  - узкая одномодовая функция, близкая к дельта-функции:

$$P(p) = \begin{cases} 0 < P(p - \bar{p}) < 1, p = D \in [D_{\min}, D_{\max}], \bar{p} = \langle p \rangle; \\ P(0) \approx 1, \\ P(p - \bar{p}) = 0, p = D \notin [D_{\min}, D_{\max}]. \end{cases} \quad (13)$$

Частотные характеристики соответствующих оптимальных линейных фильтров, необходимых для получения тестовой статистики  $V$  (4) будут равны:

$$H(r, s) = S_p^*(r, s) / K_W(r, s) \quad (14)$$

Здесь  $S_p^*(r, s)$  - комплексно сопряженный спектр объекта, имеющего среднее значение параметров  $\bar{p} = \langle p \rangle$ .

Можно построить фильтры для объектов, имеющих наиболее вероятные значения параметров  $p$  из интервала  $[D_{\min}, D_{\max}]$ , и найти соответствующие им оценки сигнала объекта.

2. Параметры объекта имеют равномерное распределение в пределах значений, характерных для объекта:

$$P(p) = \begin{cases} 1/(D_{\max} - D_{\min}), p = D \in [D_{\min}, D_{\max}], \\ 0, p = D \notin [D_{\min}, D_{\max}]. \end{cases} \quad (15)$$

Для получения тестовой статистики  $V$  в соответствии с оптимальной Байесовской стратегией (4), необходимо использовать набор из  $t$  фильтров, которые синтезированы для допустимых значений  $p_i = D_i \in [D_{\min}, D_{\max}]$

$$H(r, s) = \{S_{p_i}^*(r, s) / K_W(r, s)\}_i^t \quad (16)$$

Если интервал  $[D_{\min}, D_{\max}]$  значений параметров невелик, то, как легко показать, можно использовать фильтр (14), настроенный на объект, имеющий средние значения параметров  $\bar{p} = \langle p \rangle = (D_{\max} + D_{\min})/2$ .

Синтез оптимальных линейных фильтров в задаче выделения микрокальцинов на маммограммах

Для многих заболеваний молочной железы характерно появление в ее тканях вкраплений извести - микрокальцинов. При злокачественных поражениях они мелкие, имеют дискообразную форму, множественны и располагаются кластерами [12]. Часто они являются единственным и наиболее трудно дифференцируемым признаком рака молочной железы. Точность их выявления с использованием ведущей в настоящее время технологии - маммографических исследований - не превышает 60%: [13].

В работе решена задача синтеза линейного фильтра для выделения диагностически важных объектов - микрокальцинов на маммограммах.

Изображение микрокальцината было смоделировано кружком с диаметром  $d=D/R$  элементов (в дискретном представлении - многоугольником высотой  $d$ ) Здесь  $R$  - шаг дискретизации;  $D$  - линейный размер микрокальцина, характерный для случая злокачественного поражения  $D < D_{\max} = 0.05\text{см}$  [8].

Круг имел значение видеосигнала, равное  $A_{\max}$ , и располагался на равномерном фоне с видеосигналом  $A_{\min}$ . Здесь  $A_{\max} \div A_{\min}$  - допустимый диапазон значений видеосигнала.

При использовании построенной модели в числителе фильтра (14) и (16) будет стоять комплексно-сопряженный спектр сигнала, моделирующего объект размером  $p = d \in [d_{\min}, d_{\max}]$ , где  $d_{\min} = D_{\min}/R$ ,  $d_{\max} = D_{\max}/R$ .

Если линейные размеры объекта на цифровой маммограмме порядка нескольких элементов, то многоугольник, аппроксимирующий круг, будет в дискретном случае близок к квадрату и может быть заменен им. В этом случае спектр сигнала объекта  $S_p(r, s)$  при  $r \neq s \neq 0$ , будет равен:

$$S_p(r, s) = (A_{\max} - A_{\min})d^2 \text{SINC}(\pi r d R) \text{SINC}(\pi s d R) \text{SINC}(\pi r R) \text{SINC}(\pi s R) \quad (17)$$

Здесь  $p = d$  (сторона квадрата),  $\text{SINC}(x) = \sin(x) / x$ .

Поскольку площадь микрокальцината много меньше площади всего изображения, то в качестве оценки  $K_w$  при синтезе оптимальных фильтров (14) и (16) была использована оценка энергетического спектра, наблюдаемого изображения  $K_x$  [14]:

$$H(r, s) = S_p^*(r, s) / K_x(r, s). \quad (18)$$

## Литература

1. Berger J.O. Statistical decision theory and Bayesian analysis, 2-nd Ed., Springer-Verlag, New York, 1985.
2. Burret H.H., Myers KJ, Wagner R.F., Beyond signal-detection theory. SPIE, Application of Optical Instrumentation in Medicine XIV, 1986.
3. Yaroslavsky L.P., Accuracy and reliability of localization of objects in picture.// In Proc. Symposium on Image Analysis, Uppsala, Sweden, pp. 1-7, 1992.
4. Левин Б. Статистическая радиотехника, М:Советское Радио Vol. 2, 1968.
5. Lindgren B.W., Statistical Theory, Collier-Macmillan Limited, London, 1968.
6. Лебедев Д.С. Статистическая теория обработки видеoinформации. Учебное пособие М: МФТИ, 1988, 80с.
7. Шлезингер М.И. Последовательные алгоритмы самообучения.// Труды семинара Распознавание образов и конструирование читающих автоматов. Вып.1 Киев: Ин-т Кибернетики АН СССР 1969, с. 3-11.
8. Беликова Т.П. Синтез линейных фильтров для выявления диагностически важных объектов в задачах медицинской. // В сб.: "Цифровая оптика в медицинской интроскопии", М.: Наука, 1992г., сс.57-72.
9. Lashin V.V. Local Histogram Processor, Report N.8, Center for Image Analysis, Uppsala, Sweden, 1992.
10. Kim V., Yaroslavsky L. Rank Algorithms for picture processing.// Comput. Vision Graphics and Image Processing, Vol.35, pp. 234-246, 1986.
11. Лашин В.В. Методика стандартизации цифровых рентгенограмм. // Труды 27 конференции молодых ученых ИППИ РАН, Москва, 1992, с.13-16.
12. Демарский Л.Ю.. Рак молочной железы, Москва, Медицина, 1980.
13. Gold R.H., Basset L.W., Smith C.K. Breast Imaging: State of the art. Investigative radiology, V.21, N.4, 1986, pp.298-304.
14. Ярославский Л.П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии М.: Радио и связь, 1987, -296 стр.

---

ECOLINK

/ЭКОЛИНК/

Periodical, Issue Nos 1-4

*It is the first and at present the only publication in Russia, which presents to its readers carefully selected and systematized information about unique products, technologies, technical solutions, projects and fundamental research developed by State Scientific Centers of the Russian Federation within the framework of state programs, and also information about fundamentally new and often unique projects and solutions which can be of value to the international cooperation.*

*Joint bilingual /the Russian and English Languages/ publication of the Ministry of Science and Technology Policy of the Russian Federation and the information joint-stock Co. and F and F consulting Co.*

PRICE: 30 US dollars per issue, 110 US dollars per annual set.

Commenced publication 1993.

---

# Determining the location of an object in an image with an a priori unknown probability of its localization

*T.P. Belikova, V.V. Lashin*

## *Abstract*

In many tasks related to image analysis, it is extremely important not to miss the objects and details that are important for the correct interpretation of the information to be analyzed. This can be achieved using the methods of digital image processing allowing to detect such objects and mark their location in the image in order to draw the attention of the researcher to the important informative features of the image.

Solving this task requires the availability of particular a priori data concerning both the initial object and the background part of the image. For example, if the background part of the image is interpreted as a realization of a two-dimensional random field, then the localization of the object requires the availability of the statistical characteristics of the background, as well as the a priori localization of the object in each point of the image [1-3].

In this paper, we consider the case when the probability of the object appearance in various image points is unknown, which is typical for most practically important tasks.

*Citation:* Belikova TP, Lashin VV. Determining the location of an object in an image with an a priori unknown probability of its localization. *Computer Optics* 1995; 14-15(1): 25-36.

## *References*

- [1] Berger JO. Statistical decision theory and Bayesian analysis, 2-nd Ed., Springer-Verlag; New York: 1985.
- [2] Burret HH, Myers KJ, Wagner RF. Beyond signal-detection theory. SPIE, Application of Optical Instrumentation in Medicine XIV; 1986.
- [3] Yaroslavsky LP. Accuracy and reliability of localization of objects in picture. In Proc. Symposium on Image Analysis, Uppsala, Sweden: 1992; 1-7.
- [4] Levin B. Statistical radio engineering, Moscow: Soviet Radio; Moscow: 1968; 2.
- [5] Lindgren BW. Statistical Theory, Collier-Macmillan Limited, London: 1968.
- [6] Lebedev DS. Statistical Theory of Video Data Processing. Handbook. Moscow: MPhTI; 1988; 80.
- [7] Shlezinger MI. Sequential Algorithms of Self-Learning. Proceedings of Seminar Pattern recognition and design of optical character readers. Iss. 1 Kiev: Institute of Cybernetics, USSR Academy of Sciences 1969; 3-11.
- [8] Belikova TP. Synthesis of optimal linear filters for visualization of diagnostically important objects in medical radiological tasks; in *Digital Optics in Medical Introscopy*; Moscow: Nauka Publisher; 1992; 57-72.
- [9] Lashin VV. Local Histogram Processor, Report N.8, Center for Image Analysis, Uppsala, Sweden: 1992.
- [10] Kim V, Yaroslavsky L. Rank Algorithms for picture processing. *Comput. Vision Graphics and Image Processing*; 1986; 35: 234-246.
- [11] Lashin VV. Methodology for the standardization of digital radiographs. Proceedings of the 27th conference of young scientists of Institute for Information Transmission Problems of RAS; Moscow: 1992; 13-16.
- [12] Demarsky LJ. Breast Cancer; Moscow: Medicine; 1980.
- [13] God RH, Basset LW, Smith CK. Breast Imaging: State of the art. *Investigative radiology*; 1986; V.21, N.4: 298-304.
- [14] Yaroslavsky LP. Digital signal processing in optics and holography. *Moscow: Radio i Svyaz*, 1987; 296.