



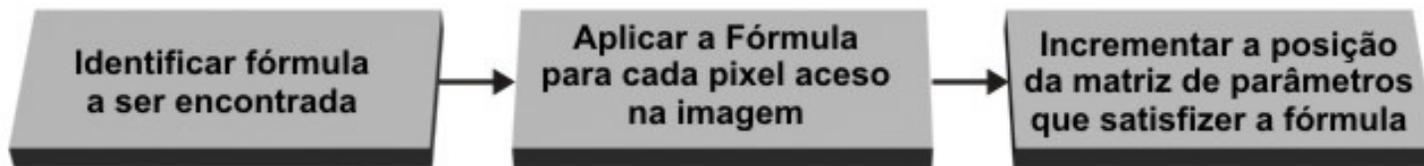
Aula 9 – Reconhecimento de Padroes : parte 3.

Análise de Imagens - 2015

Aura Conci

Transformada de Hough

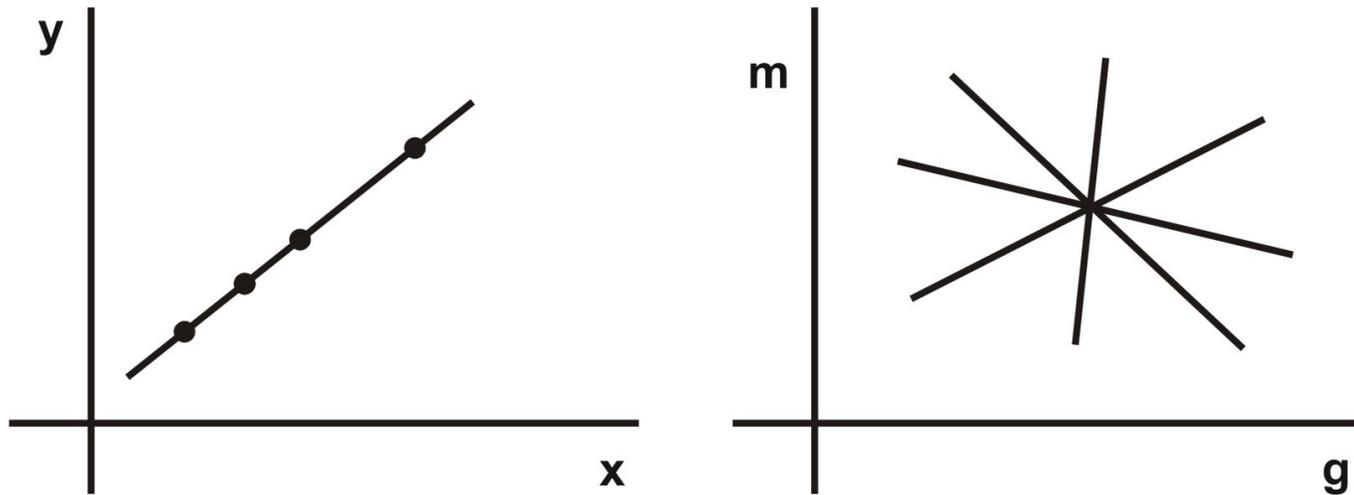
Transformar a imagem do espaço digital (x,y) para uma representação na forma dos parâmetros descritos pela curva que se deseja encontrar na imagem



Etapas da aplicação da transformada de Hough para qualquer forma geométrica.

Retas:

$$y = mx + g$$



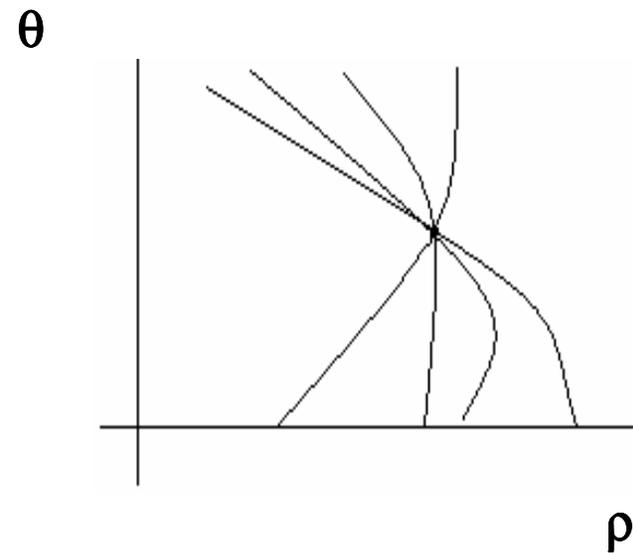
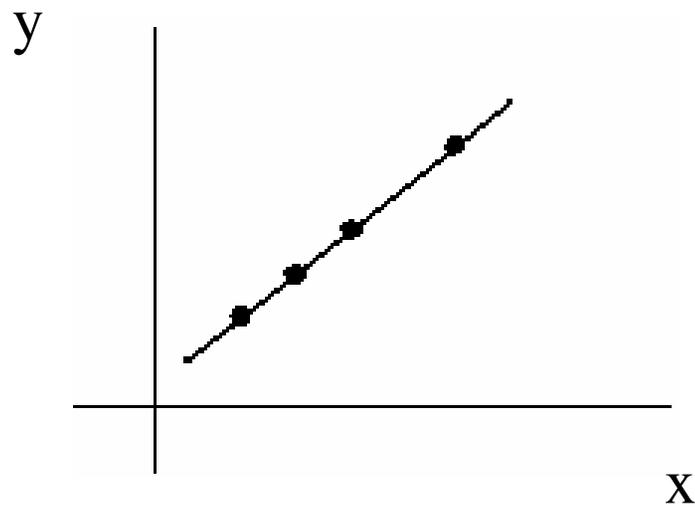
espaço (x,y)

espaço de parâmetros(m,g)

Cada ponto no espaço da imagem transforma-se em uma reta no espaço de parâmetro: $g = -mx + y$.

Retas – forma polar:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$$



Cada ponto $P(x,y)$ no espaço da imagem, corresponde a uma senóide $S(\rho,\theta)$ no espaço de parâmetros.

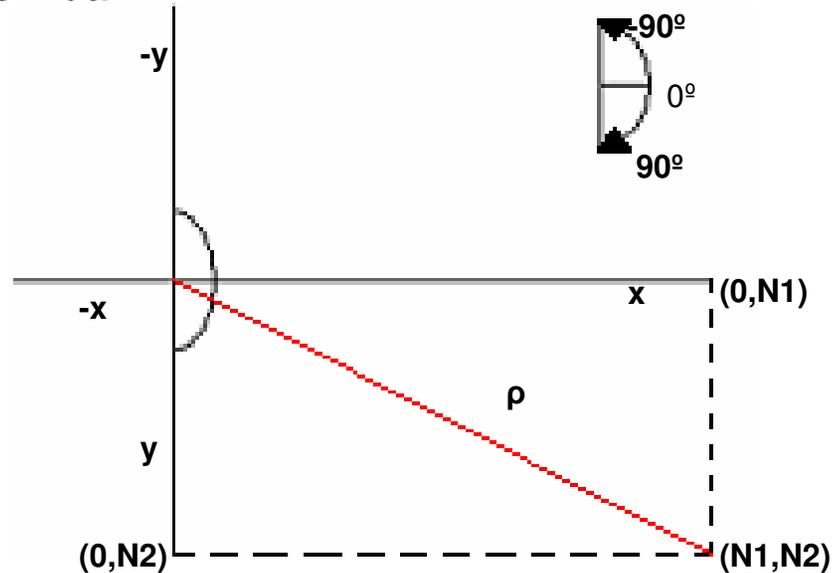
Discretização da matriz acumuladora

- Para determinar o tamanho e os limites da matriz acumuladora, devem-se observar todos os parâmetros que compõem o espaço dos parâmetros.
- No caso das retas, é necessário ter a informação dos limites angulares de θ e dos valores limite de ρ .
- Para uma imagem descrita entre os limites $(0,0)$ e (N_1, N_2) , o parâmetro ρ se apresenta em um intervalo de $-\sqrt{N_1^2 + N_2^2}$ a $\sqrt{N_1^2 + N_2^2}$

Detecção de retas

Discretização da matriz acumuladora:

- $\rho \rightarrow -\sqrt{N1^2+N2^2} \text{ à } \sqrt{N1^2+N2^2}$
- $\theta \rightarrow -\pi/2 < \theta \leq \pi/2$



Transformada de Hough

1- Forma: **reta**

Fórmula: $y = ax + b$

ou

$b = -ax + y$

2- Aplicação

$x=1$ $y=1$ $a=0,1$ $b=0,9$

$x=1$ $y=1$ $a=0,2$ $b=0,8$

$x=1$ $y=1$ $a=0,3$ $b=0,7$

$x=2$ $y=1$ $a=0,1$ $b=0,8$

$x=2$ $y=1$ $a=0,2$ $b=0,6$

$x=2$ $y=1$ $a=0,3$ $b=0,4$

3- Matriz acumuladora bidimensional

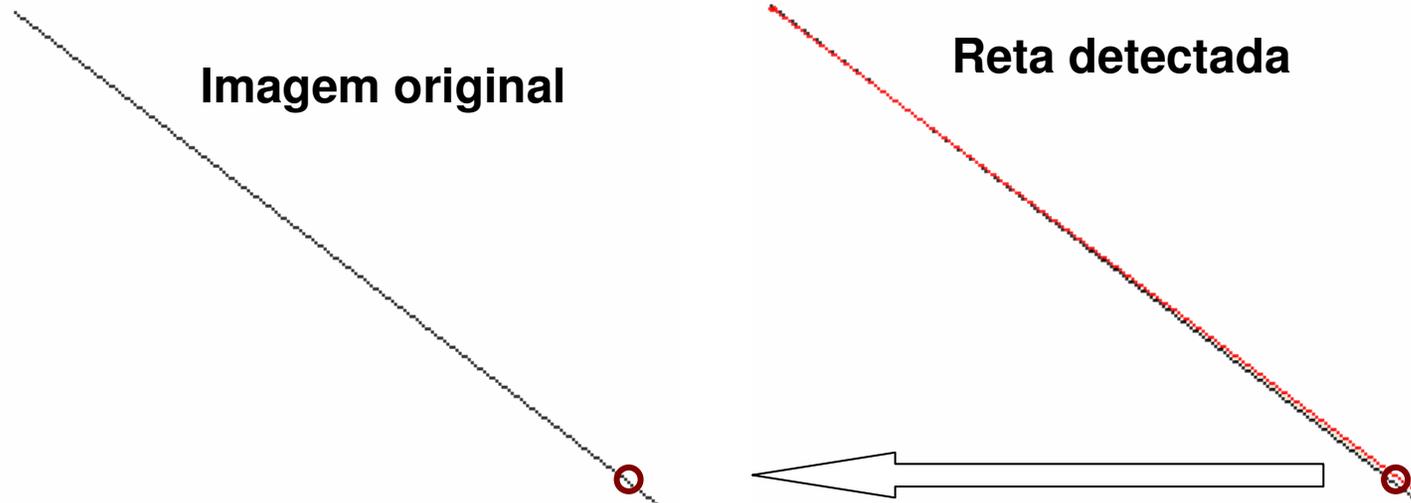
		a			
		0,1			0,5
b	0				30
			120		
					60
			6		
	1	4		8	

Reta eleita: $y = 0,1x + 0,2$

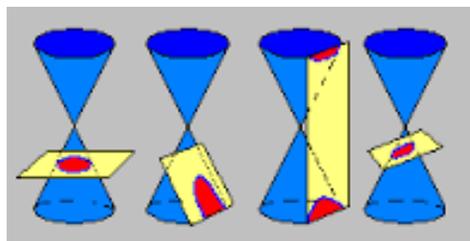
Detecção de retas

Para identificação dos pontos inicial e final da reta é necessário fazer uma comparação entre imagem original e imagem detectada.

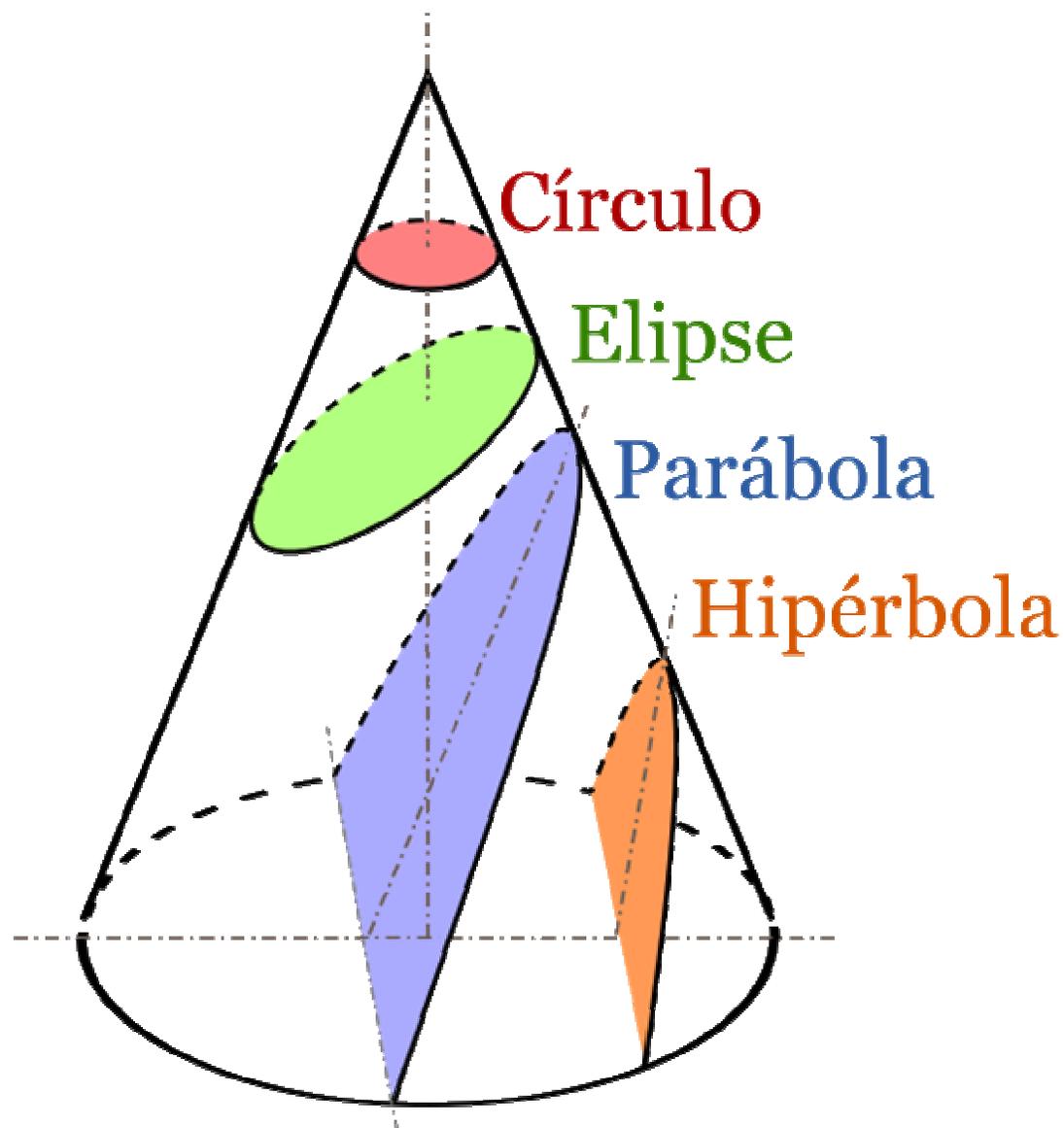
No caso de retas inclinadas, a tolerância a erros ajudará a encontrar os pontos limite reais.



Detecção de formas cônicas



As cônicas são curvas obtidas pela interseção de um plano com um cone circular.



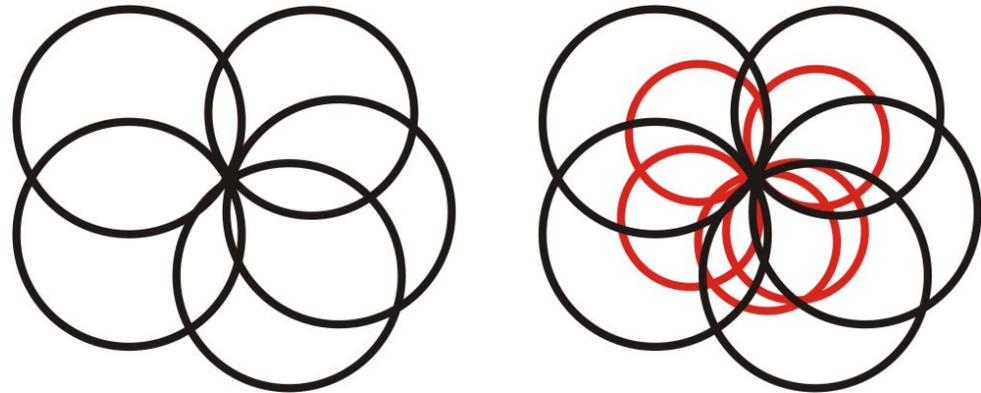
Transformada de Hough para formas circulares

Formas circulares:

$$x = x_0 + \rho \cos \theta$$

$$y = y_0 + \rho \sin \theta$$

(6.67)



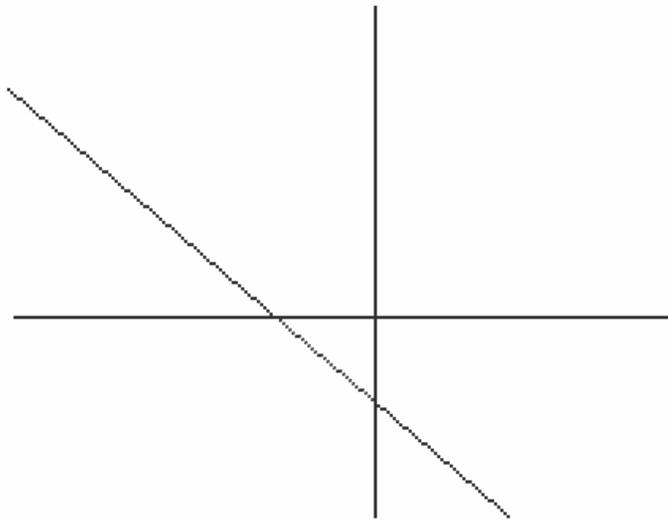
Representação gráfica da transformada de Hough para círculos.

Detecção de retas

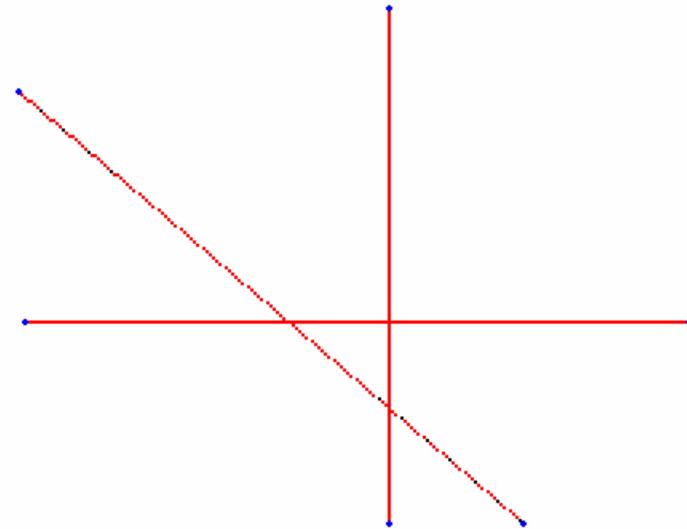
TESTES

As imagens testadas são do tipo . Raw.

Imagem original



Pontos finais e iniciais identificados

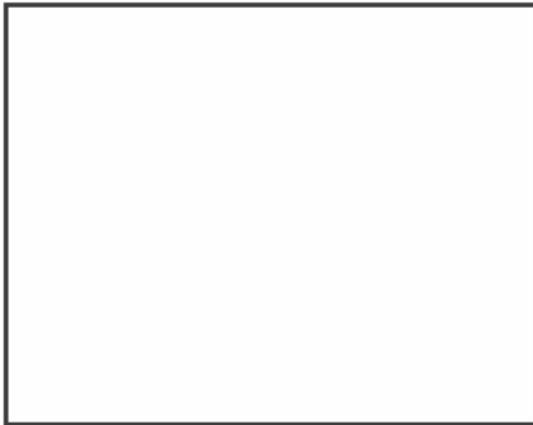


θ	ρ	Ponto inicial	Ponto final	Tempo de execução
-40°	18	(26,0)	(161,158)	0,031s
0°	97	(98,2)	(98,210)	
90°	115	(0,116)	(161,116)	

Detecção de retas

TESTES

Imagem original



Pontos finais e iniciais identificados

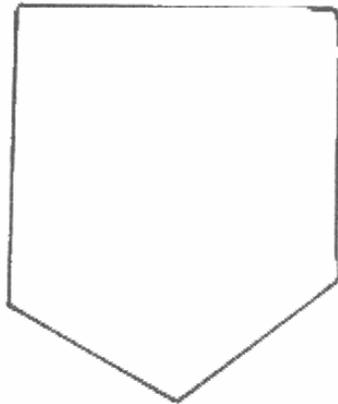


θ	ρ	Ponto inicial	Ponto final	Tempo de execução
0	26	(26,40)	(26,154)	0,063s
0	116	(116,40)	(116,154)	
90	40	(26,40)	(116,40)	
90	154	(26,154)	(116,154)	

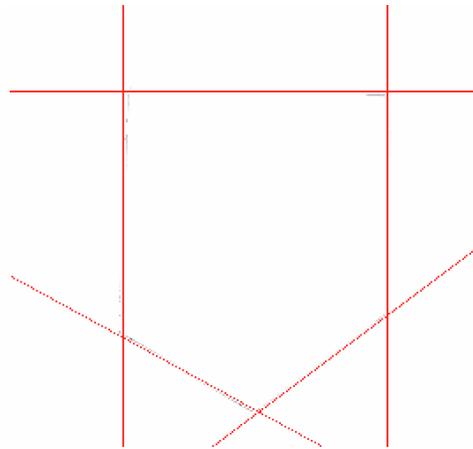
Detecção de retas

TESTES

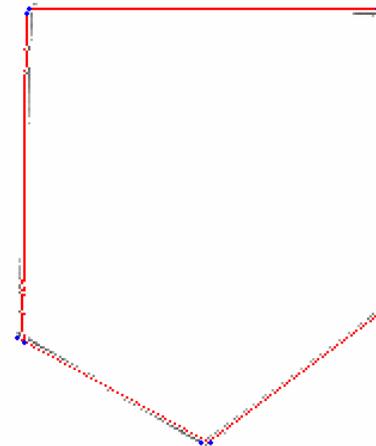
Molde original (bolso)



Retas identificadas



Pontos finais e iniciais identificados



```
Sistema de Detecção de Formas
Abrir Hough
molde111.raw.txt - Bloco de notas
Arquivo Editar Formatar Exibir Ajuda
-28 135 188 61 232 142
0 49 50 66 50 212
36 269 176 215 232 138
90 64 52 65 190 64
90 213 51 213 178 213
```

Detecção de formas circulares

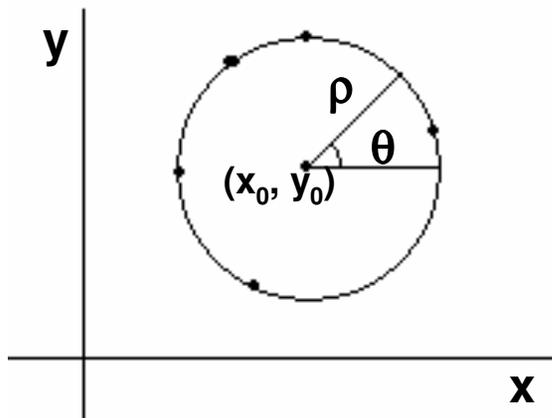
- Equação geral: $(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2$
- Coordenadas polares:

$$x_0 = x - \rho \cos\theta$$

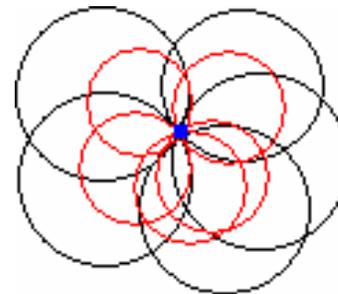
$$y_0 = y - \rho \sin\theta,$$

onde x_0 e y_0 são as coordenadas do centro do círculo.

Espaço da imagem



A execução da técnica, pixel a pixel.



Detecção de formas circulares

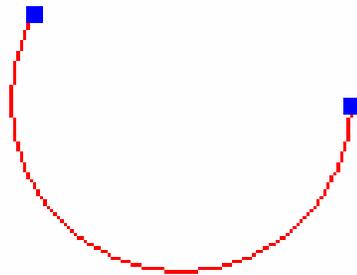
- A matriz acumuladora terá três dimensões para armazenar \mathbf{x}_0 , \mathbf{y}_0 e ρ .

Discretização da matriz acumuladora:

- $\mathbf{x}_0 \rightarrow 0$ à \mathbf{N}_i (coordenada máxima de \mathbf{x} na imagem)
- $\mathbf{y}_0 \rightarrow 0$ à \mathbf{N}_j (coordenada máxima de \mathbf{y} na imagem)
- $\rho \rightarrow$ raio mínimo ao raio máximo (considerando um intervalo de valores)

Detecção de formas circulares

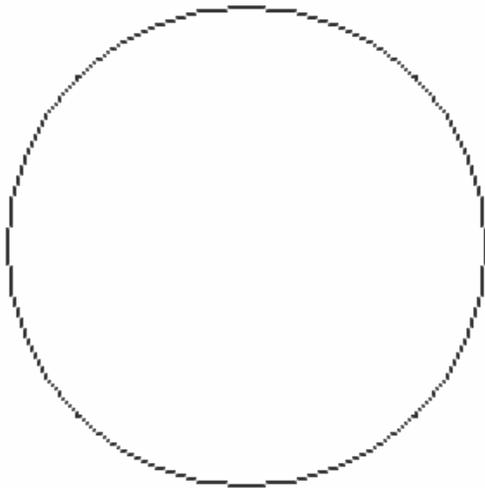
- Para detecção de arco de círculo, durante a execução da transformada de Hough inversa, ou seja, da extração dos parâmetros do círculo, a variável booleana **dentro** gerencia quando o pixel pertence ou não ao arco de círculo.



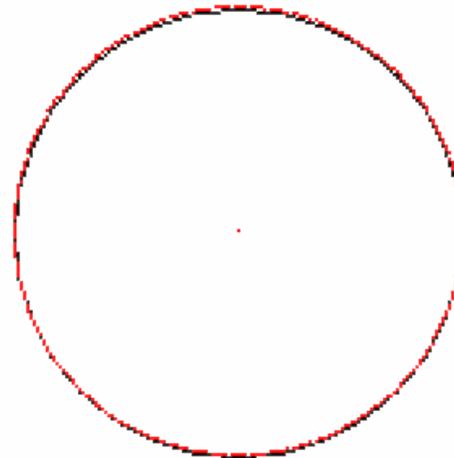
Detecção de formas circulares

TESTES

Imagem original



Forma detectada

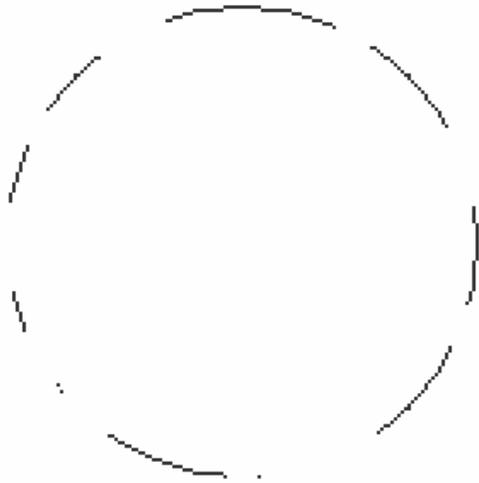


(x_0, y_0)	ρ	Ponto inicial	Ponto final	Tempo de execução
(95,102)	69	(0,0)	(0,0)	0,094s

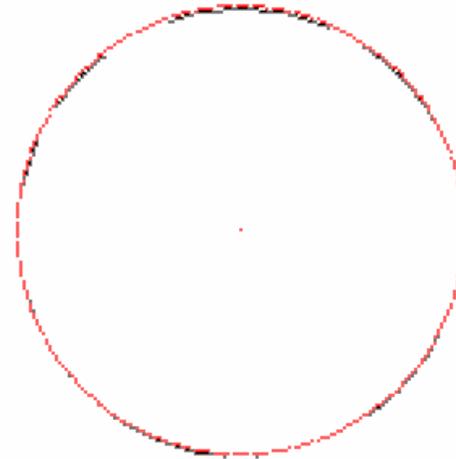
Detecção de formas circulares

TESTES

Imagem original



Forma detectada

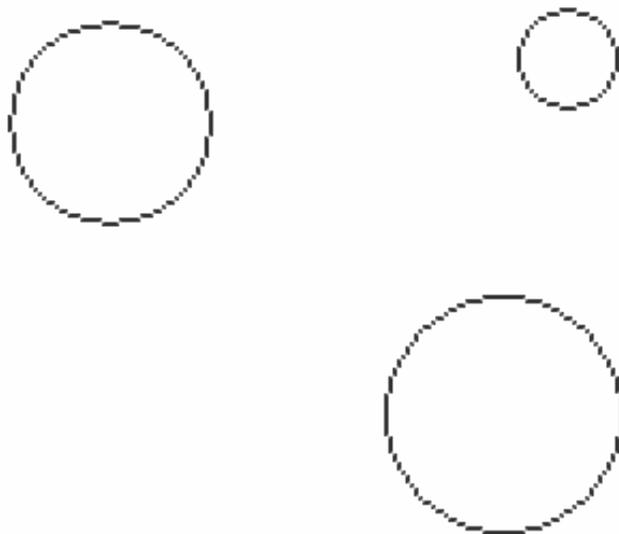


(x_0, y_0)	ρ	Ponto inicial	Ponto final	Tempo de execução
(95,102)	69	-	-	0,062s

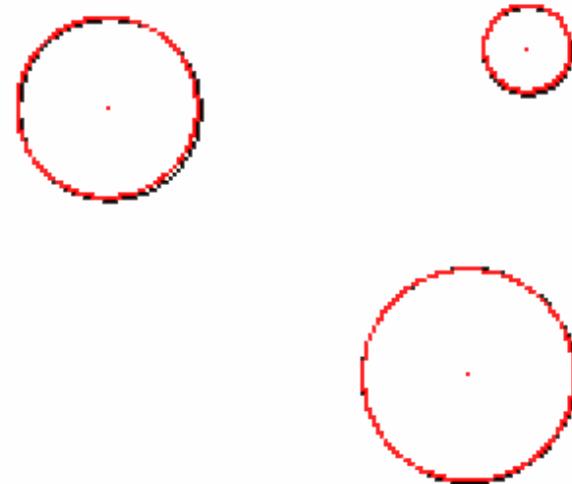
Detecção de formas circulares

TESTES

Imagem original



Círculos detectados



(x0,y0)	ρ	Ponto inicial	Ponto final	Tempo de execução
(24,144)	11	(0,0)	(0,0)	1,157s
(39,37)	23	(0,0)	(0,0)	
(107,129)	27	(0,0)	(0,0)	

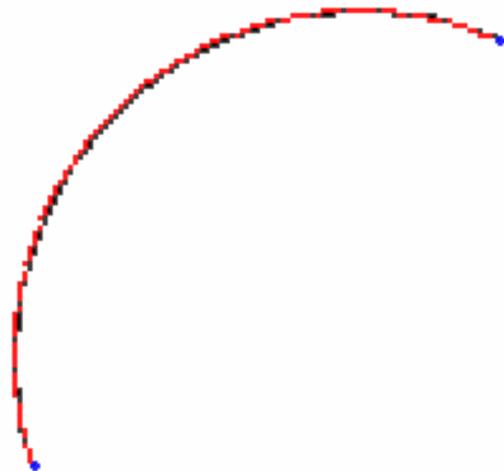
Detecção de formas circulares

TESTES

Imagem original



Forma detectada

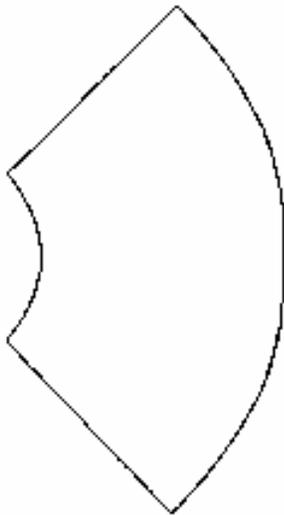


(x0,y0)	ρ	Ponto inicial	Ponto final	Tempo de execução
(95,101)	68	(117.37)	(33,129)	0,47 s

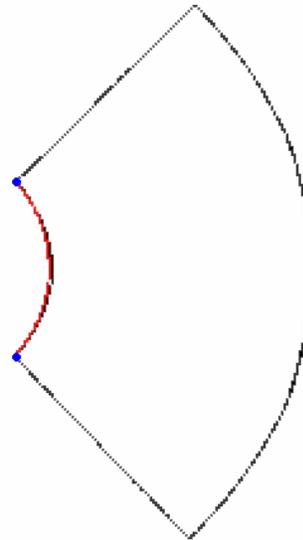
Detecção de formas circulares

TESTES

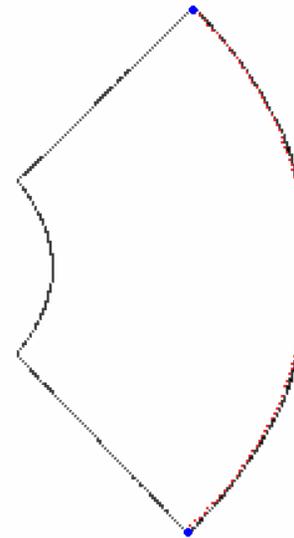
Molde original (saia)



Primeiro arco círculo detectado



Segundo arco de círculo detectado



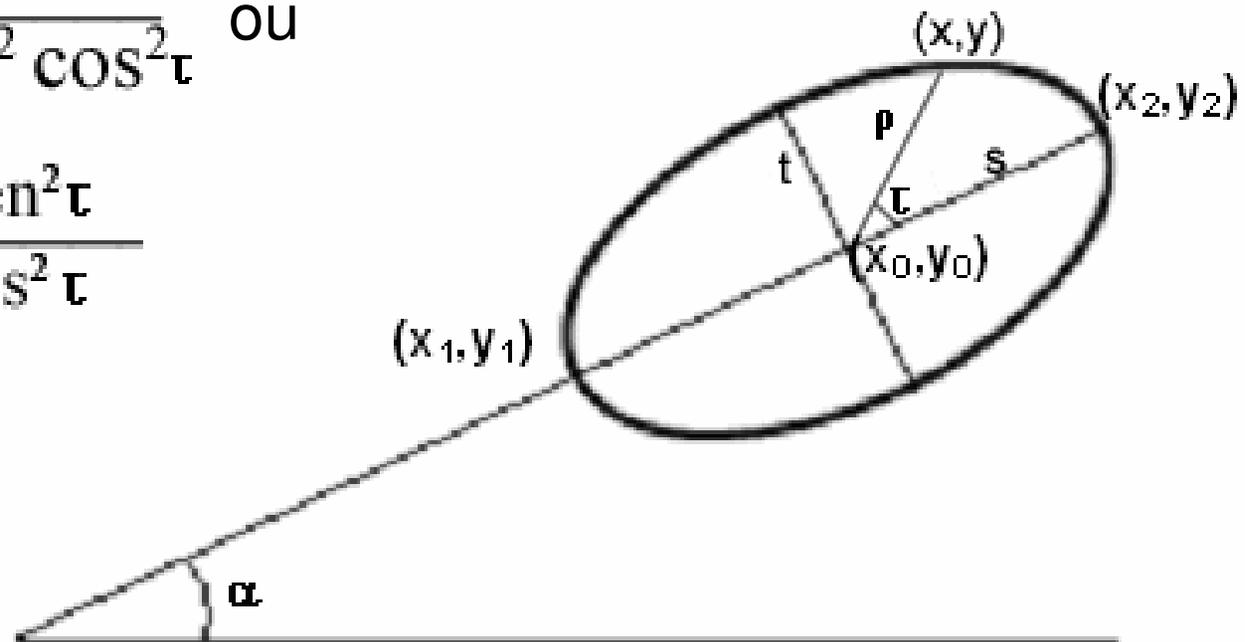
(x0,y0)	ρ	Ponto inicial	Ponto final	Tempo de execução
(109,32)	51	(74,70)	(144,69)	0,10 s
(109,32)	140	(5,140)	(216,136)	0,11s

Detecção de elipses

- Equação geral: $\frac{x^2}{s^2} + \frac{y^2}{t^2} = 1$
- Forma polar:

$$\rho^2 = \frac{s^2 t^2}{s^2 \sin^2 \tau + t^2 \cos^2 \tau} \quad \text{ou}$$

$$t^2 = \frac{s^2 \rho^2 \sin^2 \tau}{s^2 - \rho^2 \cos^2 \tau}$$

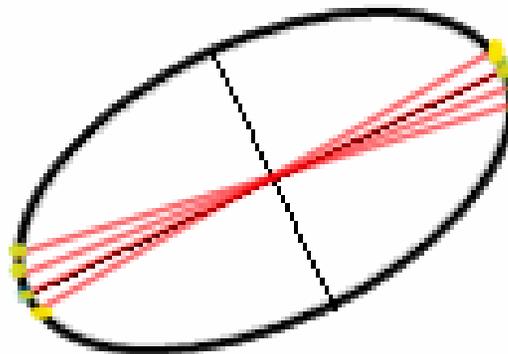


Detecção de elipses

- É suposto um tamanho para o **eixo maior** e para cada dois pontos candidatos a limite do eixo maior (x_1, y_1) e (x_2, y_2) , são calculados os parâmetros da elipse candidata:

$$x_0 = \frac{x_1 + x_2}{2}, \quad y_0 = \frac{y_1 + y_2}{2}, \quad s = \frac{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}}{2}, \quad \alpha = \text{atan} \left[\frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)} \right].$$

A execução da técnica, pixel a pixel.



Detecção de elipses

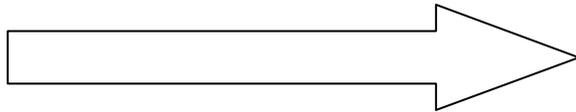
Discretização da matriz acumuladora:

- $x_0 \rightarrow 1$ à N_i (coordenada máxima de x na imagem)
- $y_0 \rightarrow 1$ a N_j (coordenada máxima de y na imagem)
- $\alpha \rightarrow 0$ à 360 graus
- $2s \rightarrow 2$ à $\sqrt{N_i^2 + N_j^2}$
- $2t \rightarrow 1$ à $\sqrt{N_i^2 + N_j^2} - 1$ e $2t < 2s$

Detecção de elipses

Matriz acumuladora

t
20
10
4



Matriz armazenadora

s	t	x0	x0	α	v
32	21	18	77	89	30
31	21	14	85	89	20
35	22	15	67	79	10
31	23	23	78	60	60

Detecção de elipses

TESTES

Imagem original



Forma detectada



(x_0, y_0)	s	t	α	Tempo de execução
(70,94)	62	30	0	0,094s

Detecção de elipses

TESTES

Imagem original



Forma detectada



(x0,y0)	s	t	α	Tempo de execução
(82,92)	51	21	16	0,078s

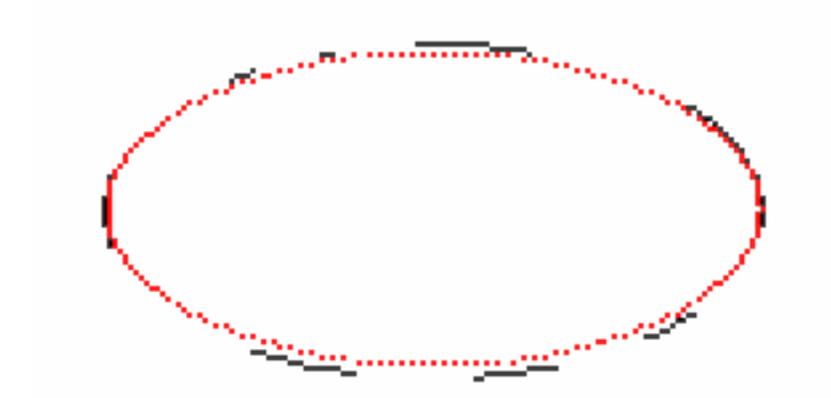
Detecção de elipses

TESTES

Imagem original



Forma detectada

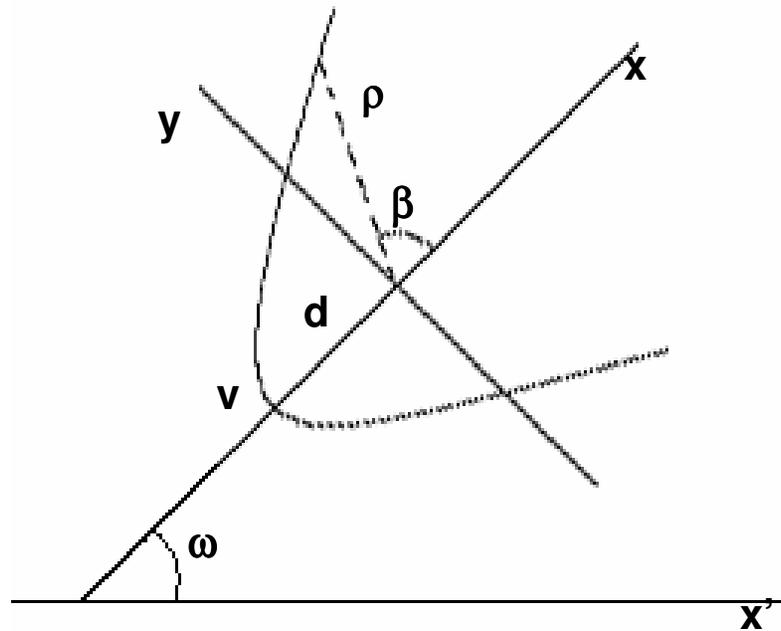


(x0,y0)	s	t	α	Tempo de execução
(70,94)	62	30	0	0,047s

Detecção de Parábolas

Equação geral: $(x-x_0)^2 = 4d(y-y_0)$

Equação na forma polar: $\rho = \frac{2d}{1 - \cos \beta}$

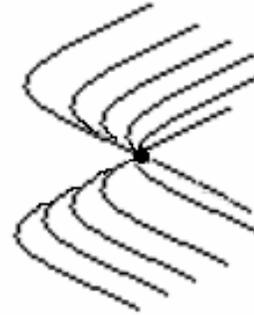


Detecção de parábolas

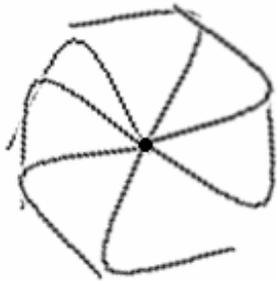
Imagem original



Variação de foco



Variação de inclinação



Variação de tamanho



Detecção parábolas

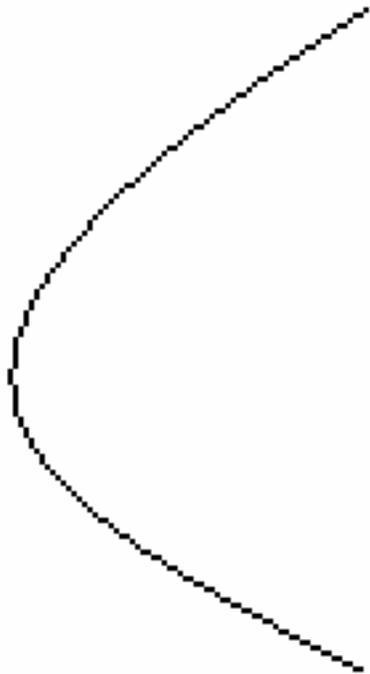
Discretização da matriz acumuladora:

- $x_0 \rightarrow 0$ à N_i (coordenada máxima de x na imagem)
- $y_0 \rightarrow 0$ à N_j (coordenada máxima de y na imagem)
- $d \rightarrow$ distância focal mínima à distância focal máxima
- $\omega \rightarrow 0$ a 360 graus

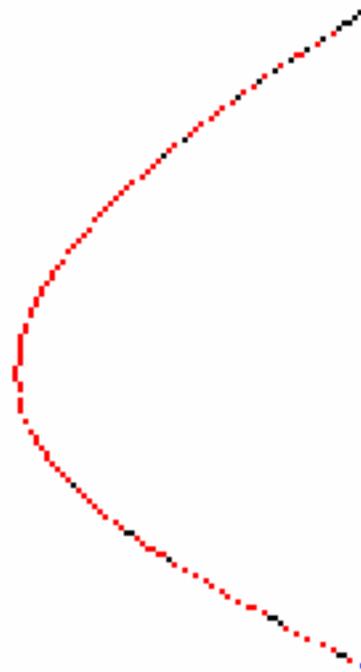
Detecção parábolas

TESTES

Imagem original



Forma detectada



(x_f, y_f)	d	Ponto inicial	Ponto final	α	Tempo de execução
(64,76)	13	(130,118)	(7,119)	353	6,062s

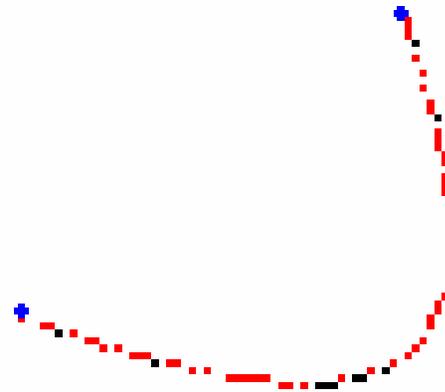
Detecção parábolas

TESTES

Imagem original



Forma detectada

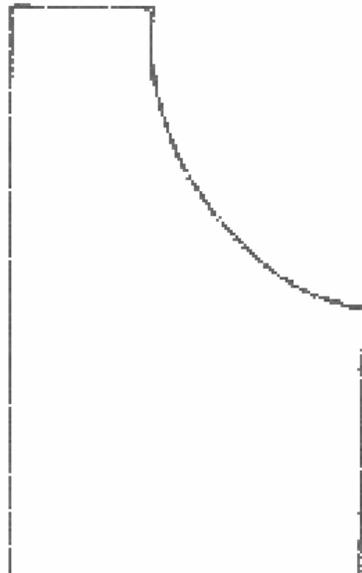


(x_f, y_f)	d	Ponto inicial	Ponto final	α	Tempo de execução
(67, 62)	7	(22,69)	(62,18)	223	4, 453s

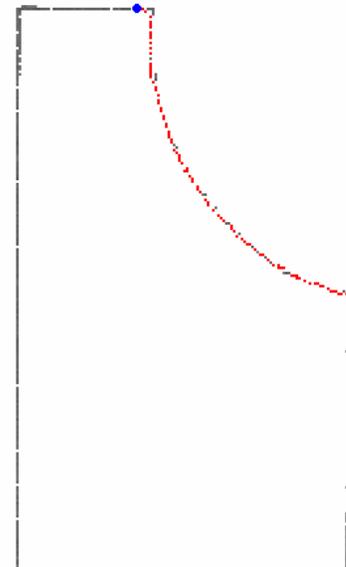
Detecção parábolas

TESTES

Imagem original



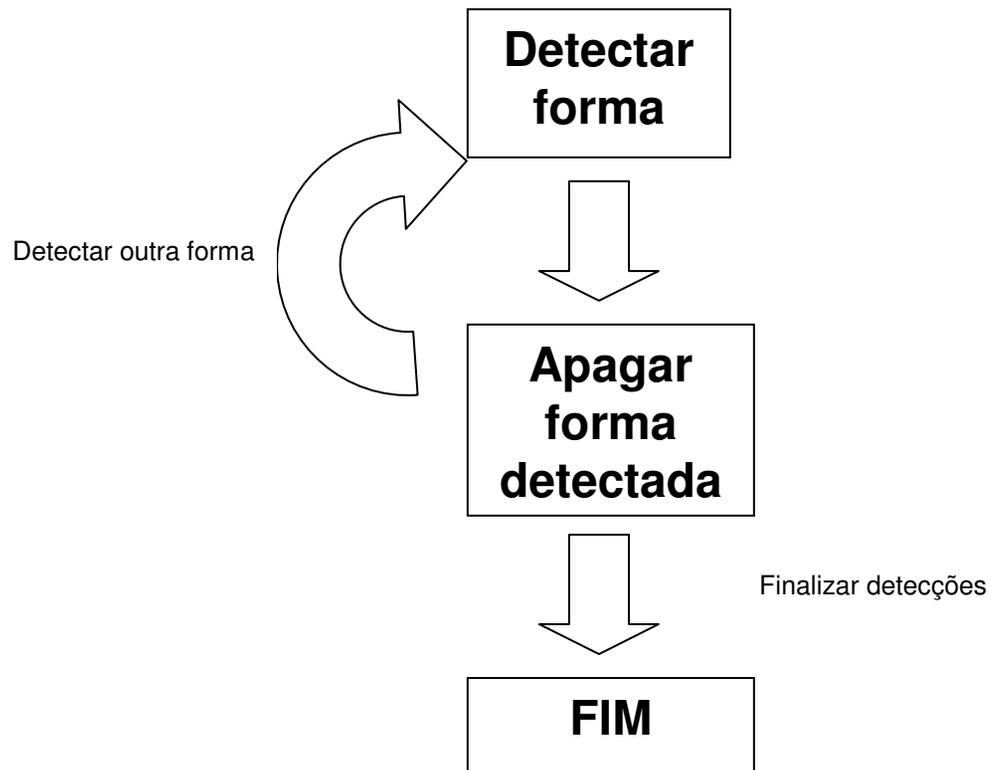
Forma detectada



(x_f, y_f)	d	Ponto inicial	Ponto final	α	Tempo de execução
(135, 84)	51	(129,144)	(19,62)	323	21,73s

Detecção de formas

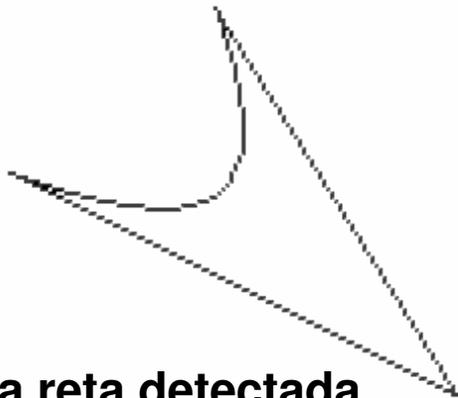
Esquema de detecção de várias formas diferentes.



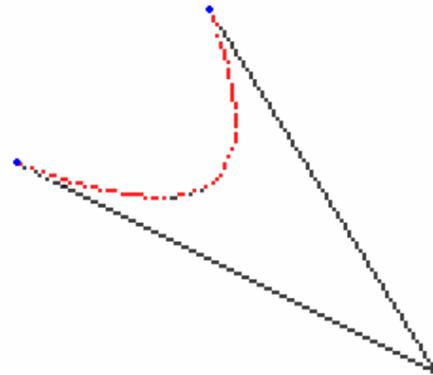
Detecção de formas

Figura constituída de duas retas e uma parábola.

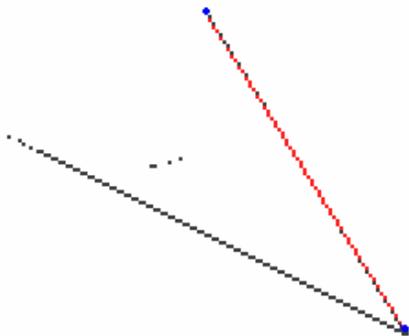
Imagem original



Parábola detectada



Primeira reta detectada



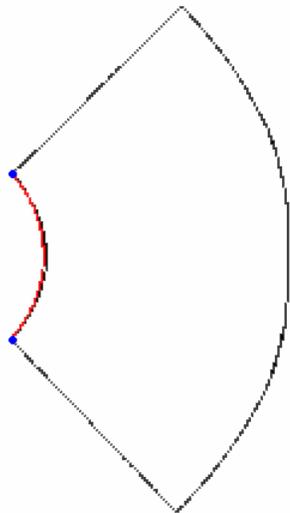
Segunda reta detectada



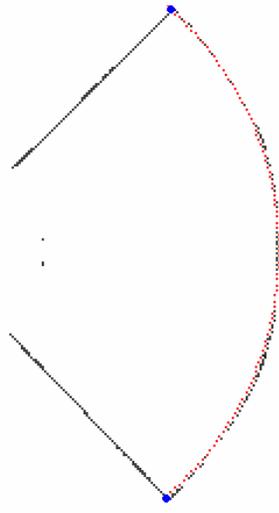
Detecção de formas

Molde constituído de duas retas e dois arcos de círculo.

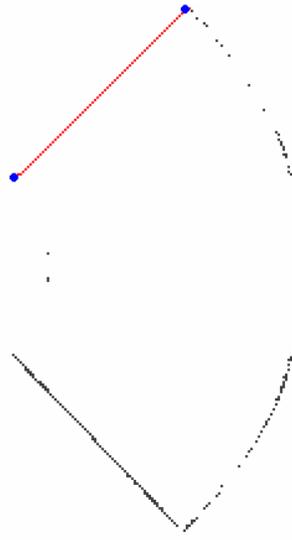
**Primeiro arco
de círculo**



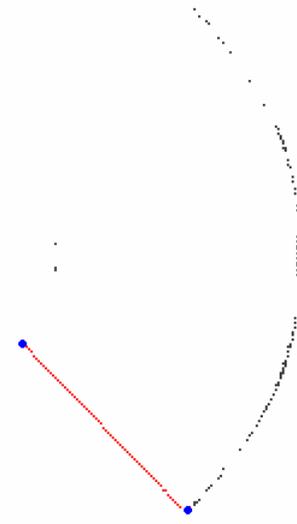
**Segundo arco
de círculo**



Primeira reta



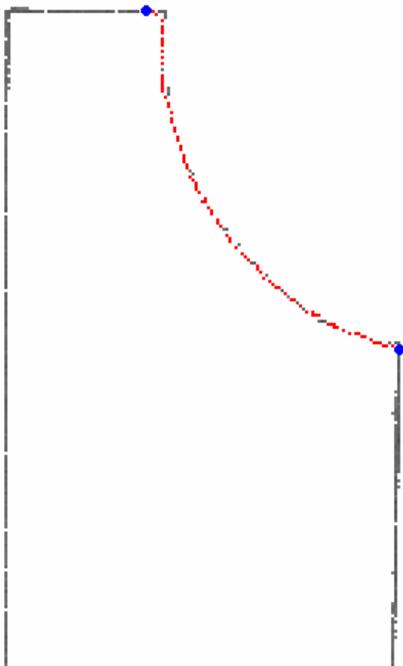
Segunda reta



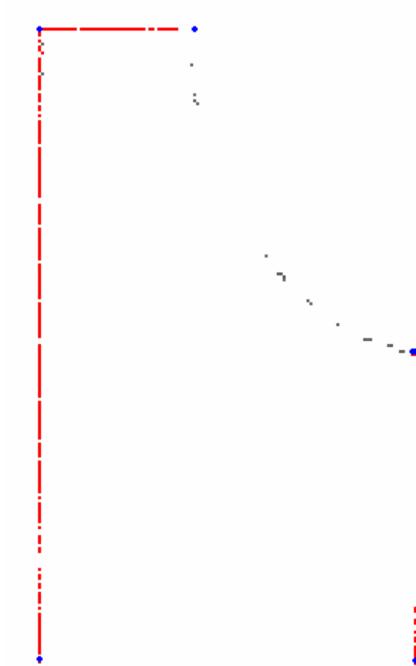
Detecção de formas

Molde constituído de três retas e uma parábola.

Parábola detectada



Três retas detectadas



Outras Aplicações

Ensaio de Dureza

- A detecção de círculos por transformada de Hough também é útil na aplicação de ensaios de dureza .
- Os ensaios de dureza [BEL2003] são feitos por aparelhos chamados durômetros que verificam o quanto um dado material é resistente.
- O ensaio de dureza Brinell consiste em comprimir lentamente uma esfera de aço temperado de diâmetro D , sobre uma superfície plana, polida e limpa de um metal, produzindo uma calota esférica de diâmetro D' .
- O ensaio de dureza Vickers consiste em comprimir uma pirâmide de diamante de base quadrada e ângulo entre faces de 136° .

Filtros passa alta utilizados

Brinell

-1	-1	-1
-1	12	-1
-1	-1	-1

Vickers

-1	-1	-1
-1	10	-1
-1	-1	-1

Outras Aplicações

Ensaio de dureza Brinell

Imagem original

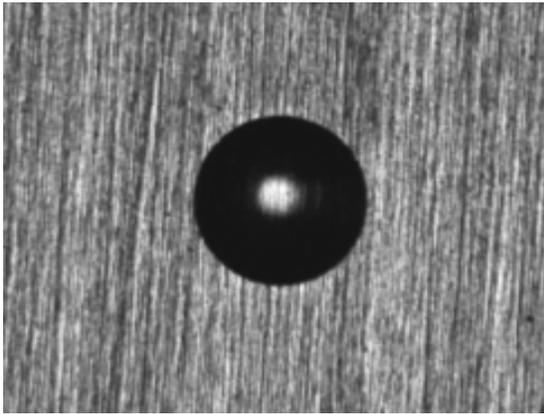


Imagem após filtragem

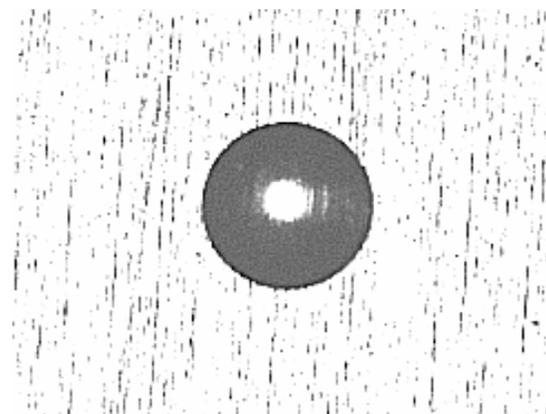
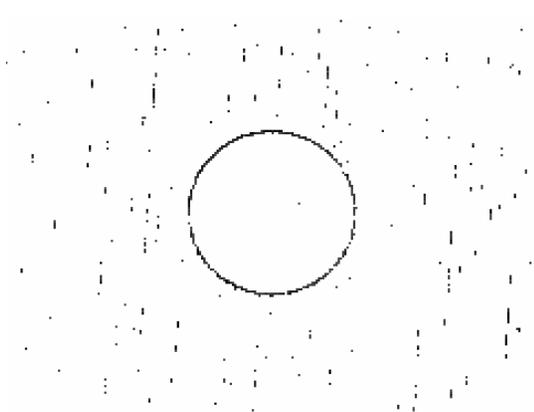
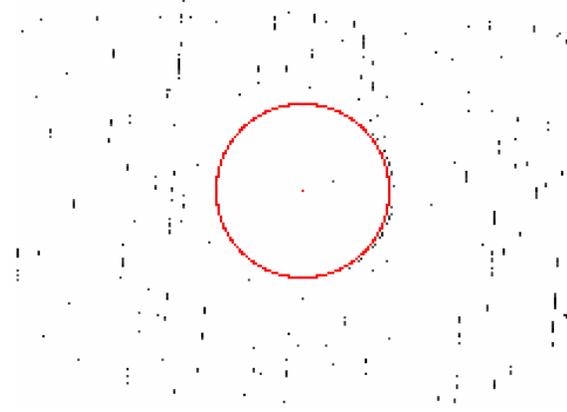


Imagem após aplicação de limiar 80



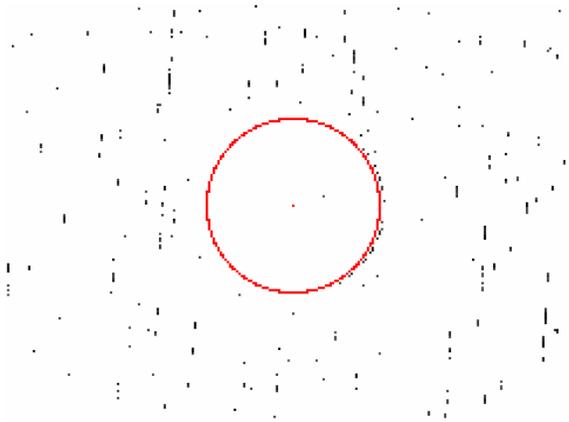
Círculo detectado



Outras Aplicações

Ensaio de dureza Brinell

Círculo detectado



Intervalo considerado: 37,4 a 40,0 pixels

(x0,y0)	ρ	raio real	erro	Tempo de execução
(88,123)	74,8pixels	75 pixels	0,07cm	5,14 s

Outras Aplicações

Ensaio de dureza Vickers

Imagem original

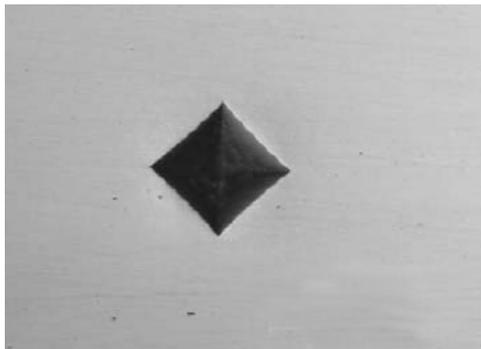


Imagem após filtragem

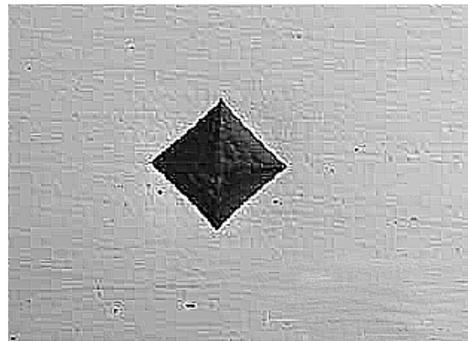
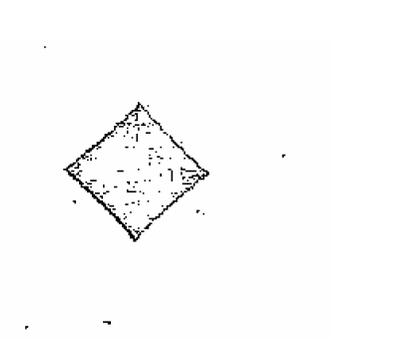
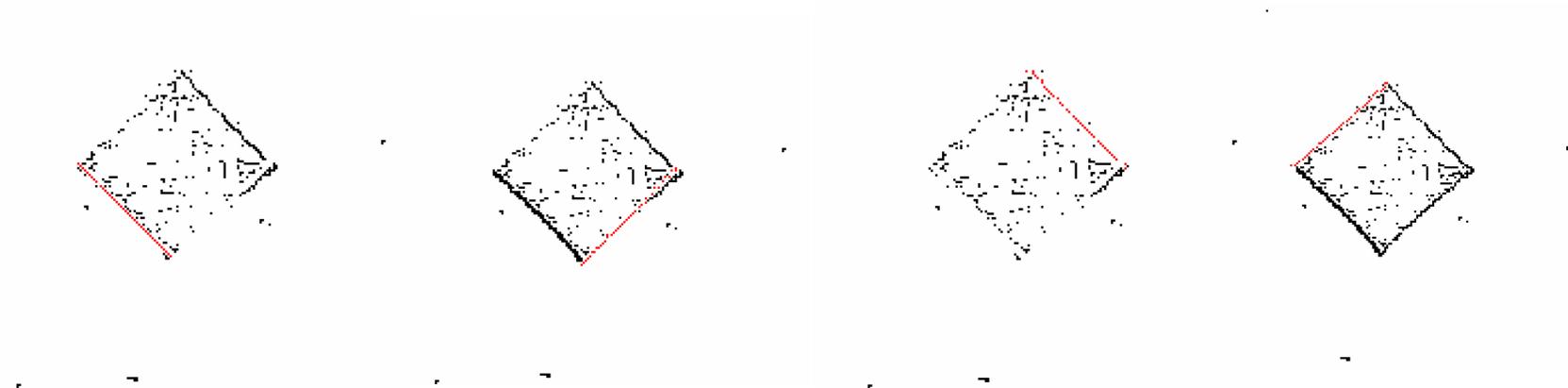


Imagem após limiar de 0



Detecção de cada reta presente na imagem



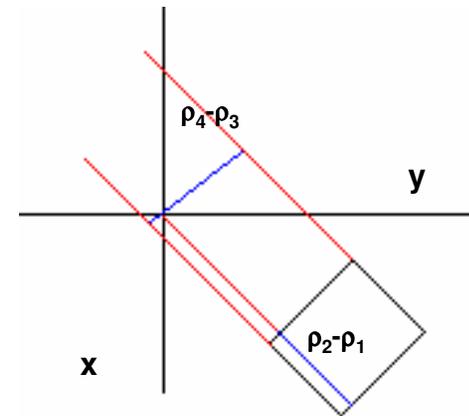
Outras Aplicações

Ensaio de dureza Vickers

Arquivo gerado pela execução do teste

```
teste_dureza10.raw.txt - Blo  
Arquivo Editar Formatar Exibir Aju  
40 143 66 144 106 95  
40 202 108 186 206 71  
-46 1 105 97 150 140  
-46 -58 64 142 108 185
```

Esquema de cálculo da aresta através do parâmetro ρ .



$\rho_2 - \rho_1$	$\rho_4 - \rho_3$	Diagonal	Diagonal real	erro
59 pixels	59 pixels	83,4 pixels	86 pixels	0,08cm

Controle de Qualidade

- A pesquisa com base em controle de qualidade é questão fundamental para o provimento de regularidade e uniformidade de um produto. A indústria farmacêutica é uma das que preza pela qualidade de seus medicamentos, pois um comprimido a ser enviado ao mercado, não pode estar com tamanho fora do padrão, imperfeito ou danificado.
- A indicação de pontos limite de um arco de círculo pode indicar falha, quando se trata de comprimidos com forma circular. [MAC2004]

Outras Aplicações

Imagem original de pílulas de forma circular, onde uma apresenta falha



Imagem pré-processada

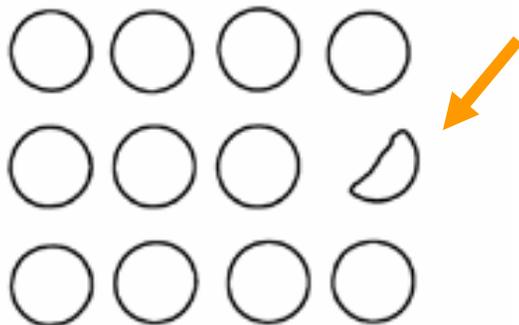
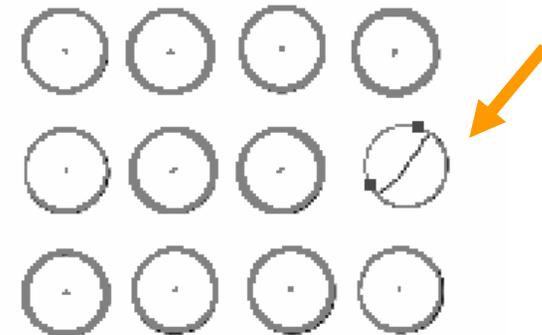


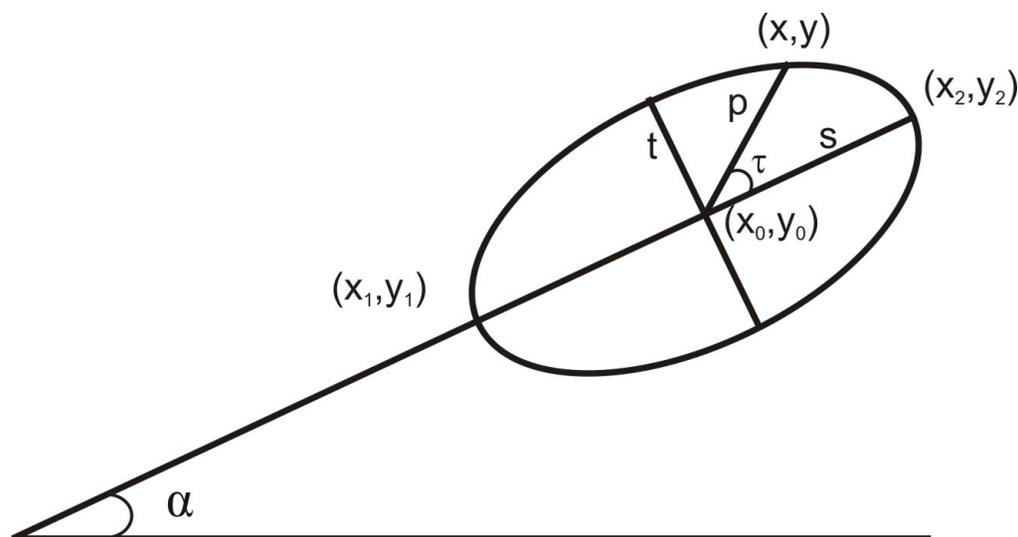
Imagem detectada. Os dois pontos no início e fim do fragmento, indicam falha.



Transformada de Hough para elipses

Elipses:

$$\rho^2 = \frac{s^2 t^2}{s^2 \sin^2 \tau + t^2 \cos^2 \tau}$$

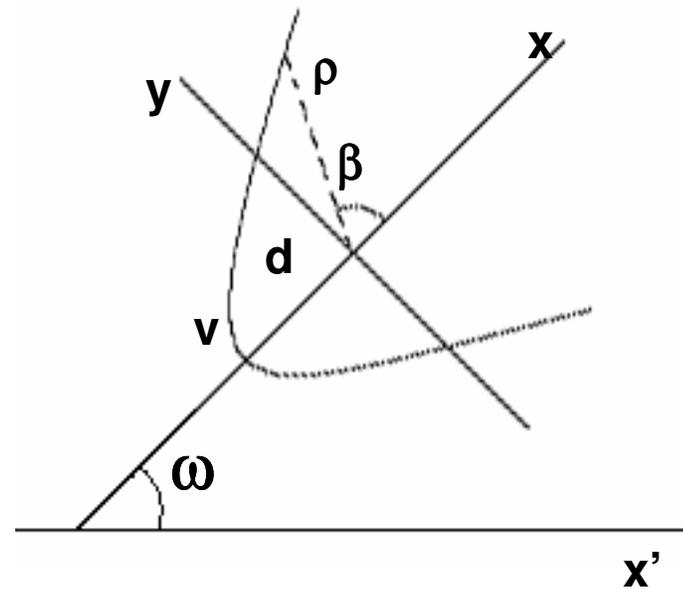


Elipse inclinada com seus cinco parâmetros e coordenadas inicial e final de seu maior eixo.

Transformada de Hough para parábolas

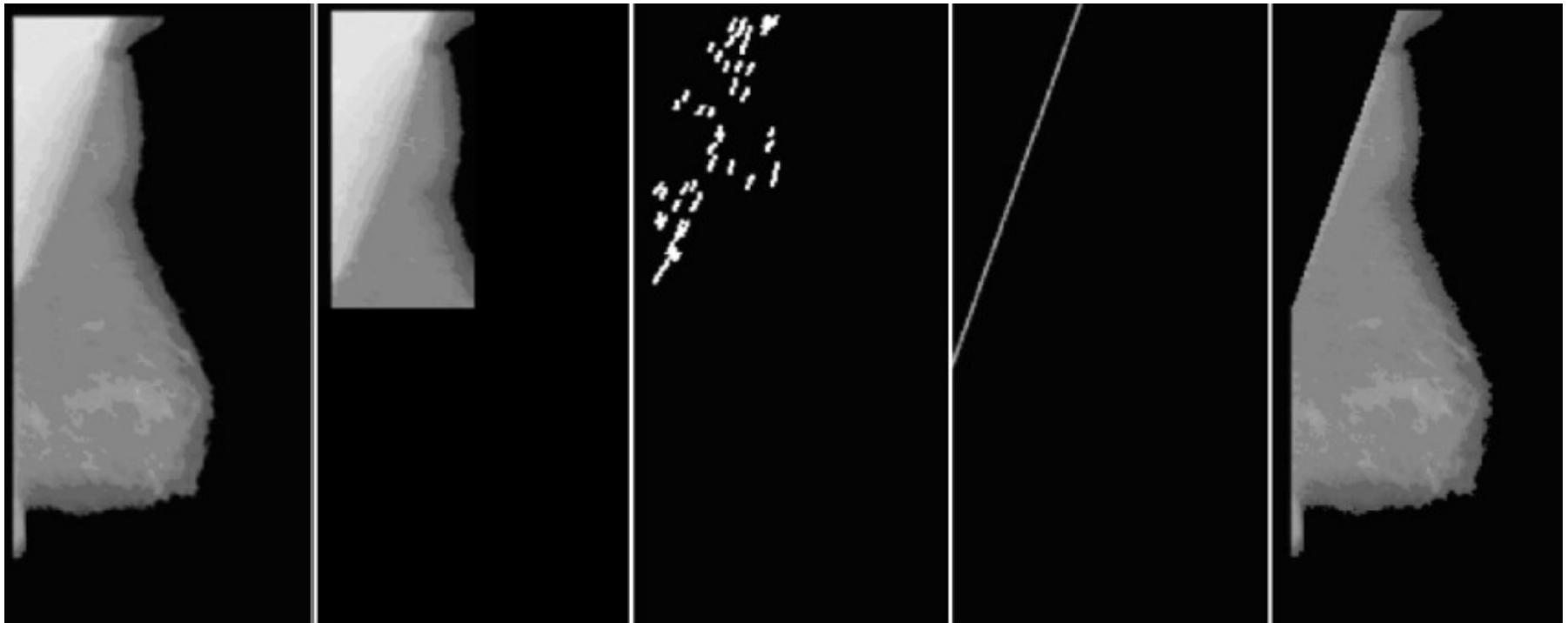
Parábolas:

$$\rho = \frac{2d}{1 - \cos \beta}$$



Parábola rotacionada.

No exemplo de mamografia, a TH pode ser usada para retirar o musculo peitoral



(a)

(b)

(c)

(d)

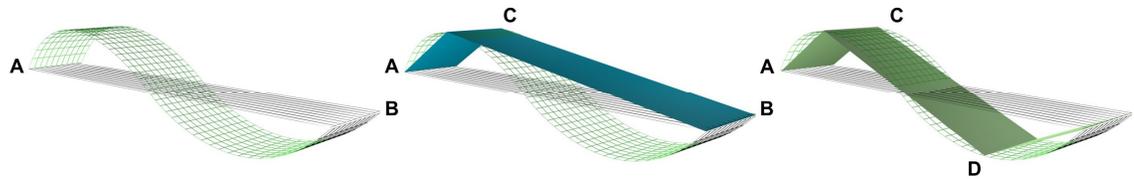
(e)

Remoção do músculo peitoral. a) Imagem MLO. b) Área do músculo localizada. (c) Bordas de mesma direção que o músculo peitoral localizadas pelo filtro de Canny e filtradas por erosão morfológica. d) Reta detectada pela transformada de Hough; e) Imagem sem o músculo peitoral.

Aproximação poligonal

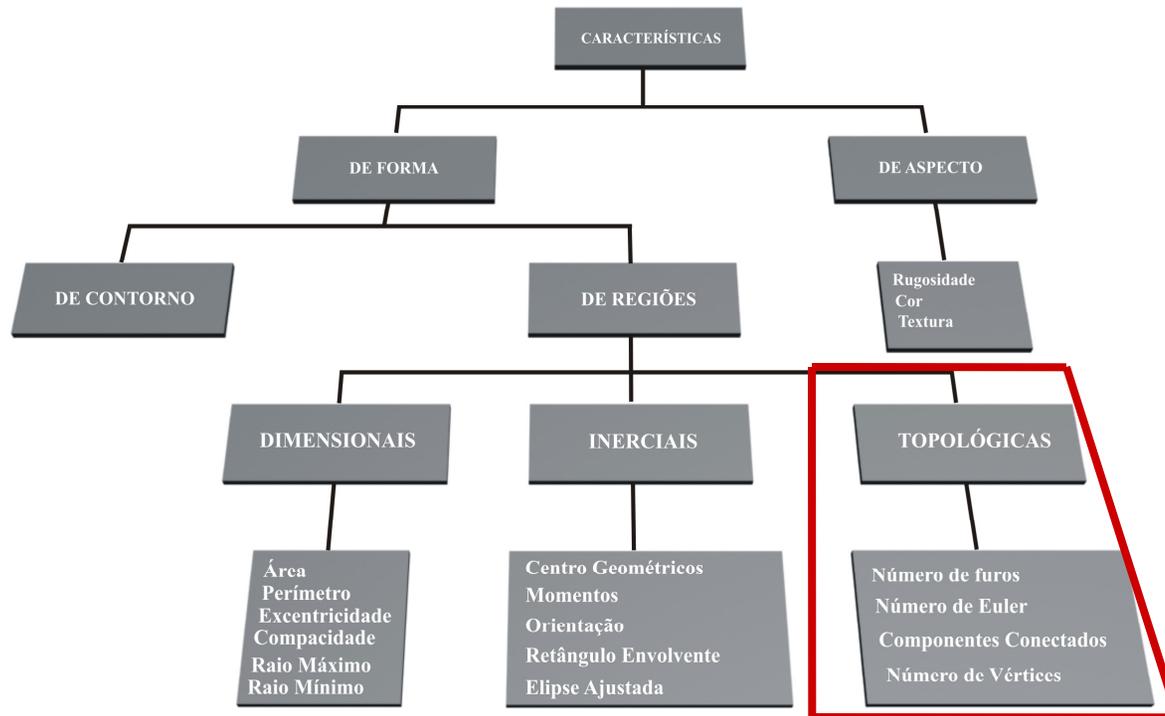
O objetivo é capturar a **essência da forma** com o menor número possível de segmentos poligonais.

A fronteira digital pode ser aproximada com mais ou menos precisão por poligonais



Borda original e 3 etapas do algoritmo 2 que a aproxima cor linhas retas. O ponto mais distante passa a ser o limite de cada subdivisão da poligonal.

Características Topológicas



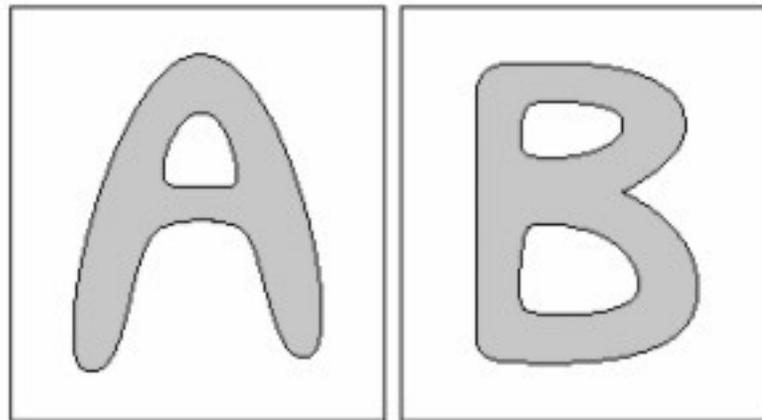
Tipos de características.

Principais descritores topológicos:

- (1) Número de **componentes conectados**.
- (2) Número de **furos**.
- (3) Elementos componentes da formula **de Euler/Poincaré**: **vertices, arestas, vaces, loops, partes eparáveis, genus (números de furos trespassantes)**
- (4) Número e posição **das extremidades**.

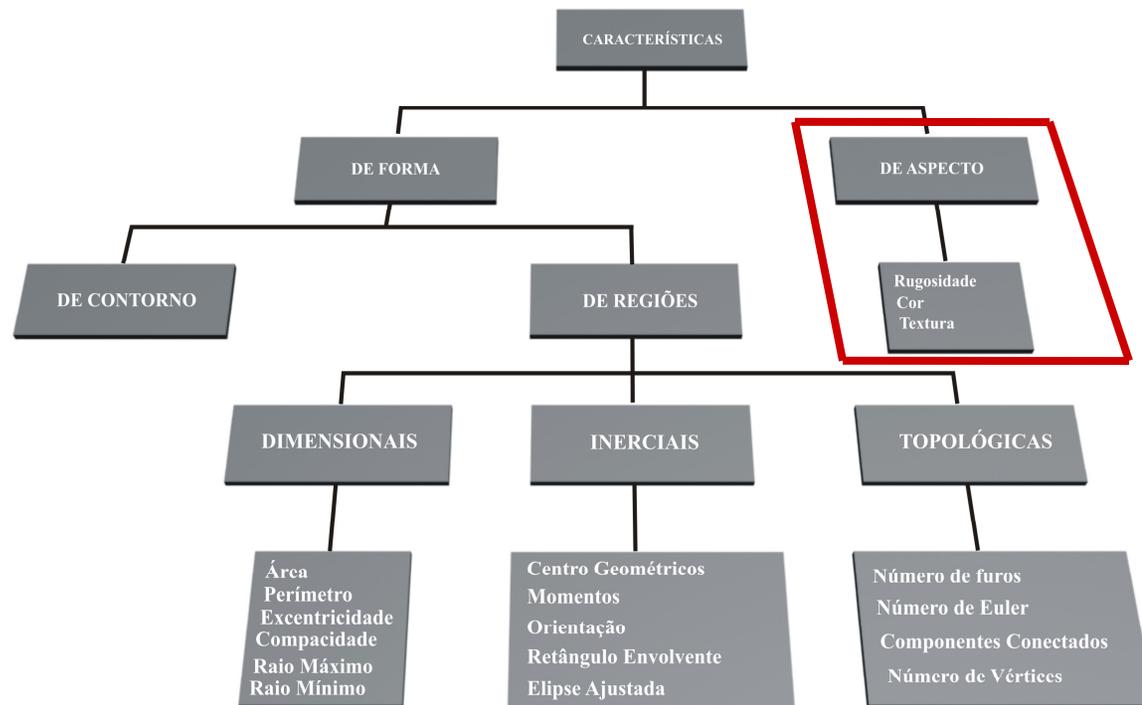


Distorção “folha de borracha”.



Regiões com número de Euler igual a 0 a -1,
respectivamente.

Características de Aspecto



Tipos de características.

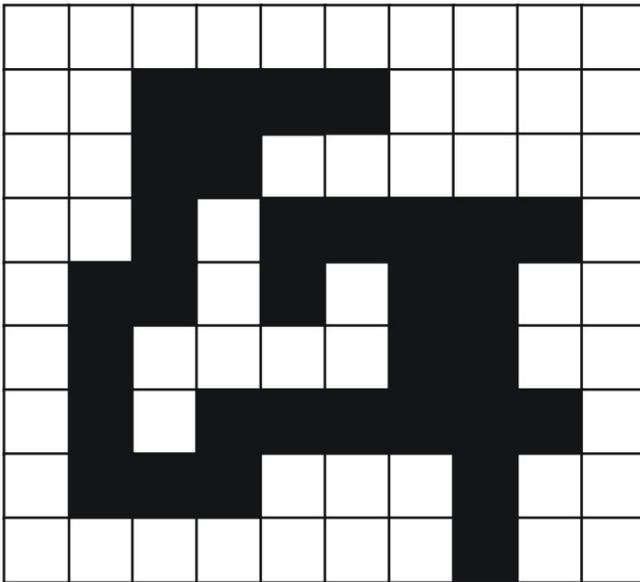
Outras características

Codificação de Corrida

Histograma de Projeção

Características Estatísticas

Codificação Corrida -Run Length-



12(0), 4(1), 6(0), 2(1), 8(0), 1(1), 1(0), 5(1),
2(0), 2(1), 1(0), 1(1), 1(0), 2(1), 3(0), 1(1),
4(0), 2(1), 3(0), 1(1), 1(1), 1(0), 6(1),
2(0), 3(1), 3(0), 1(1), 9(0), 1(1), 2(0)

**Codificação de Corrida na direção
horizontal, geral ou por linha.**

Como ficaria a codificação Corrida na direção vertical, geral e por coluna?

Matriz de frequência de tons corridos em direções: 0, 45 e 90 graus

quando qualquer nível de cinza p é continuamente repetido l vezes I , o valor da matriz de comprimento de percurso na posição (p, l) é aumentado em um.

0	3	2	0	0	1	1
0	1	0	3	4	0	0
3	4	1	2	0	3	4
2	0	0	2	0	3	0
2	4	2	4	1	1	4
1	2	2	0	0	0	0
2	1	2	1	2	3	1

Input Image

		1	2	3	4	$\leftarrow l$
0	6	3	0	1		
1	6	2	0	0		
2	9	1	0	0		
3	6	0	0	0		
4	6	0	0	0		
$\uparrow p$						

Run Length Matrix(0°)

Histograma de Projeção

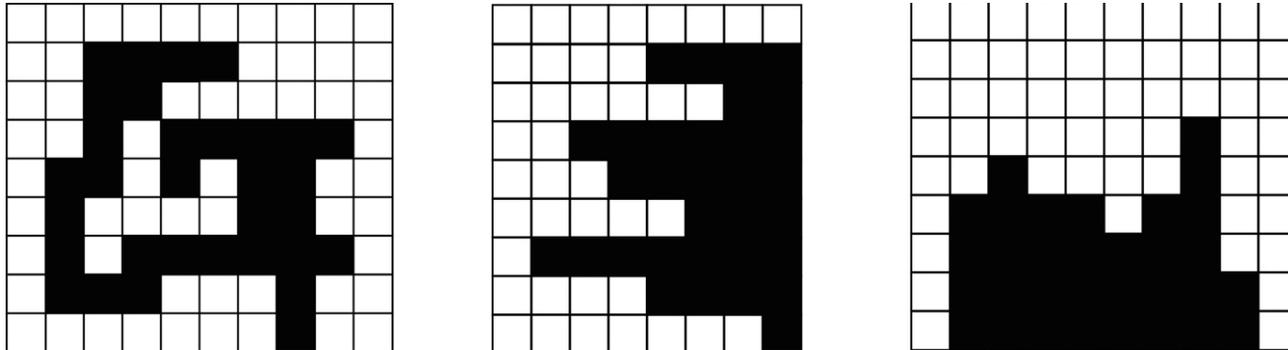


Imagem binária e suas projeções horizontais e verticais.

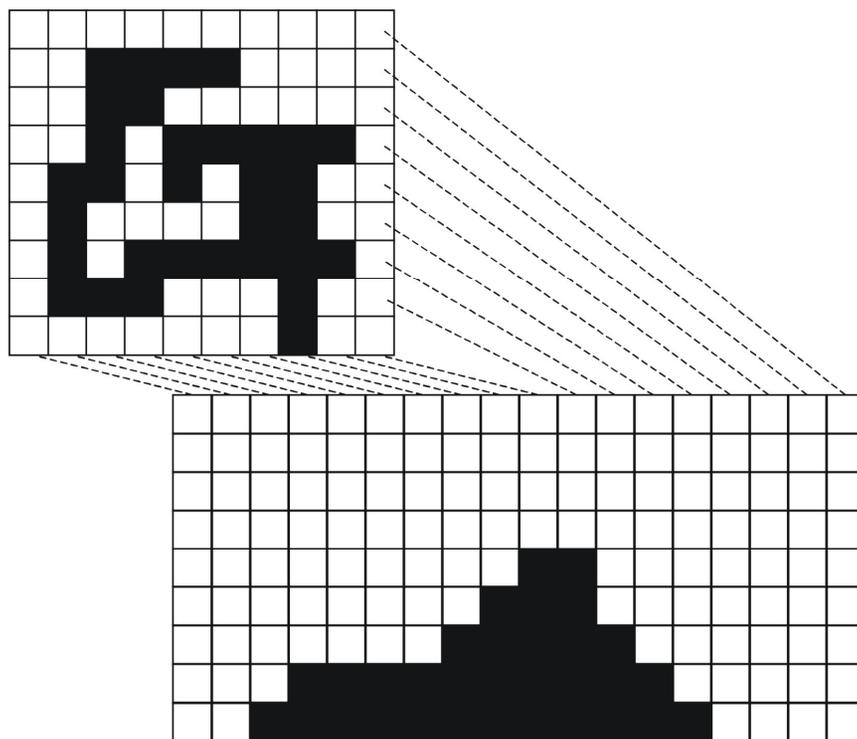


Imagem binária e sua projeção diagonal.

Características Estatísticas (mais...)

- (SSIM) index é uma forma de medir a similaridade entre 2 imagens.
- The SSIM index is a full reference metric, in other words, the measuring of image quality based on an initial uncompressed or distortion-free image as reference. SSIM is designed to improve on traditional methods like peak signal-to-noise ratio (PSNR) and mean squared error (MSE), which have proved to be inconsistent with human eye perception.
- The SSIM metric is calculated on various windows of an image. The measure between two windows x and y of common size $N \times N$ is:

Reconhecimento de Padrões em Imagens

Reconhecimento de Padrões

Classificação Supervisionada

Classificação Não Supervisionada

Redes Neurais Artificiais

Lógica Fuzzy

Reconhecimento de Padrões

- **Abordagem estatística**
- **Abordagem sintática**
- **Abordagem neuronal**
- **Abordagem nebulosa**

Classificação Supervisionada

Etapas:

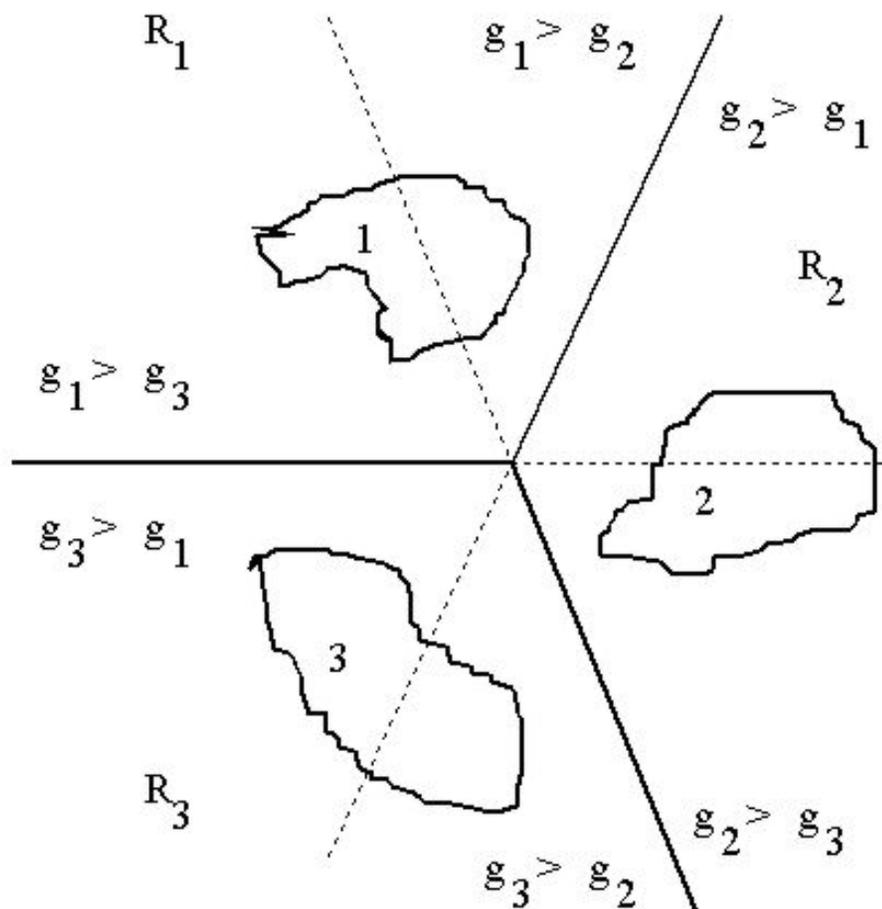
- Escolha de um **conjunto de treinamento**.
- Escolha dos **parâmetros relevantes** a serem medidos.
- Obtenção da **função discriminante**, que pode ser obtida por método não estatístico (distribuição livre) ou por método estatístico.
- Eliminação dos **parâmetros não relevantes**.
- **Testes** com objetos fora do conjunto de treinamento.

Classificação por Distribuição Livre

Exemplos:

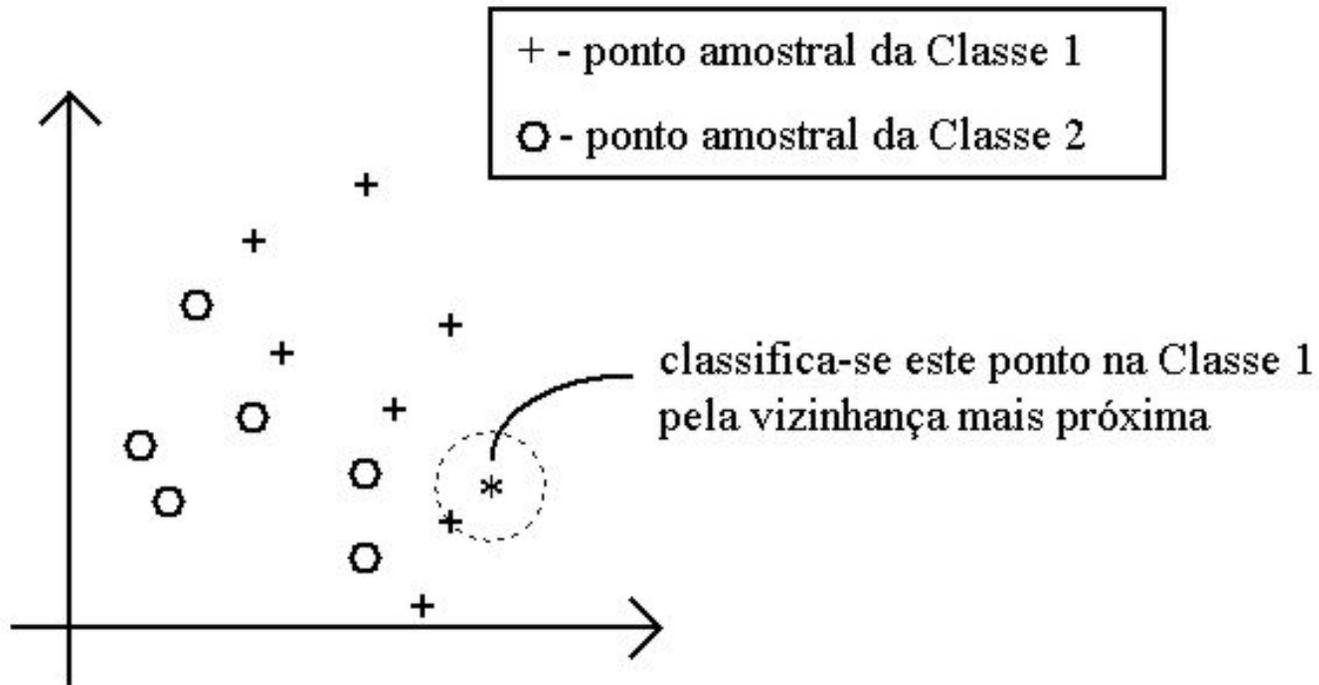
- funções discriminantes;
- vizinhança mais próxima;
- árvore de decisão.

Funções discriminantes:



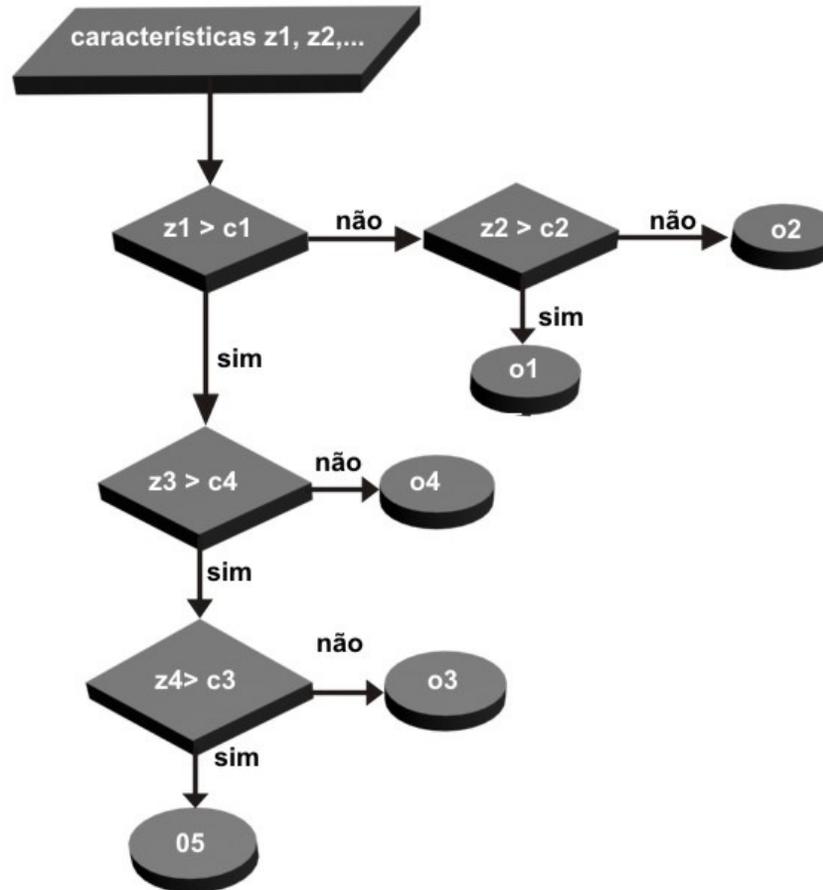
Divisão do espaço de características (problema de três classes) (Duda e Hart, 1973).

Vizinhança mais próxima:



Uma CVMP para duas classes em um espaço amostral [CHEN73].

Árvore de decisão:



Árvore de decisão.

Por Distribuição Estatística

Classificador de Risco Mínimo de **Bayes** (CRMB):

$$\mathfrak{R} \cong \sum_{k=1}^K \int_{R_k} c(x/S_k) p(x) dx$$

A **regra de decisão** que minimiza \mathfrak{R} é dada por:

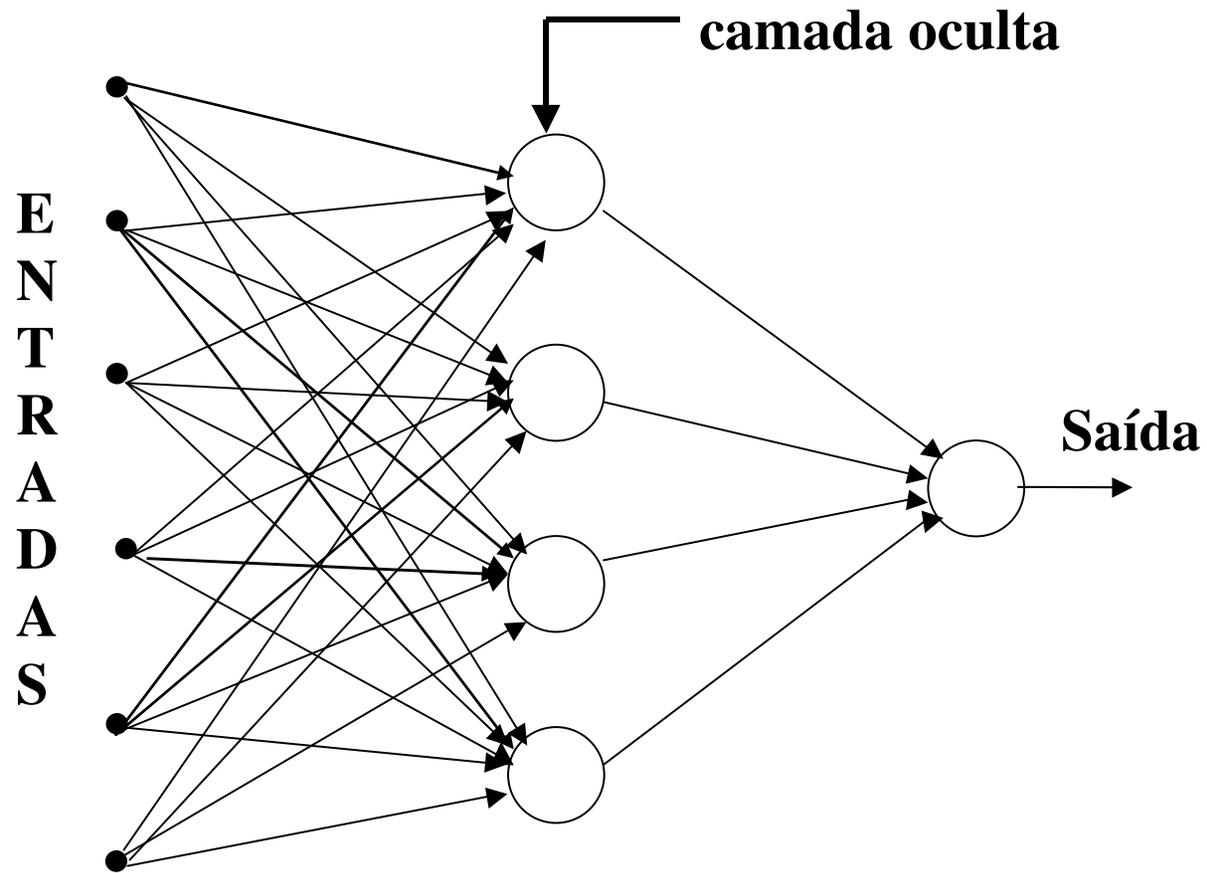
$$\sum_{i=1}^K c_{i,k} P(S_i) p(x/S_i) < \sum_{i=1}^K c_{i,j} P(S_i) p(x/S_i) \quad , \\ \forall \quad j \neq k \Rightarrow \mathbf{x} \in S_k$$

Classificação não Supervisionada

Estabelecem-se *clusters* ou **agrupamentos** no espaço de características, a partir da medida de diferentes **parâmetros** dos objetos.

Um *cluster* é um conjunto de pontos no espaço de características, que possuem densidade local máxima à de características.

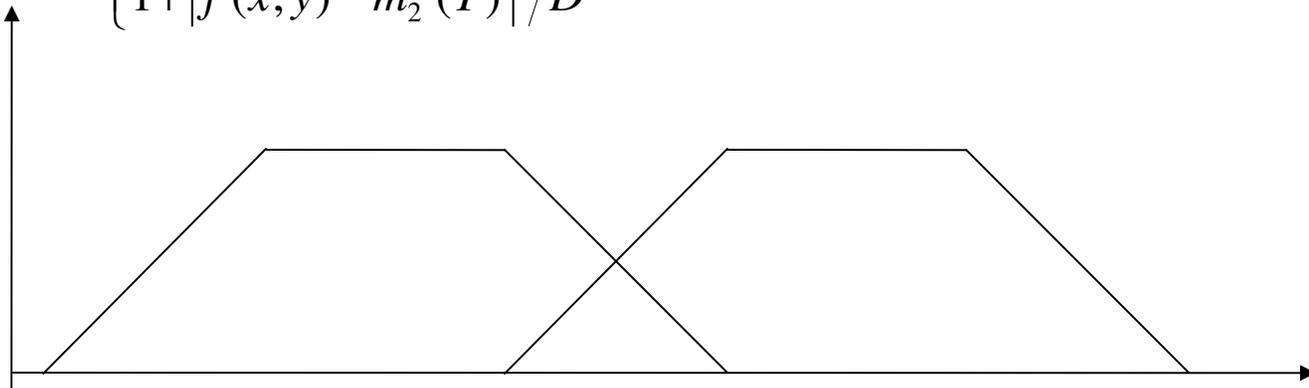
Redes Neurais Artificiais



Lógica Fuzzy

Função de pertinência:

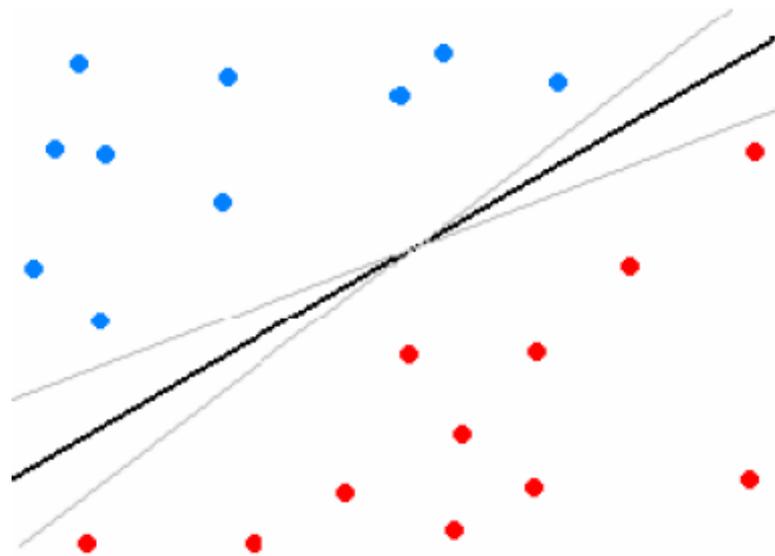
$$\mu_I(f(x,y)) = \begin{cases} \frac{1}{1+|f(x,y)-m_1(T)|/D} & \text{se } f(x,y) \leq T, \\ \frac{1}{1+|f(x,y)-m_2(T)|/D} & \text{se } f(x,y) > T, \end{cases}$$



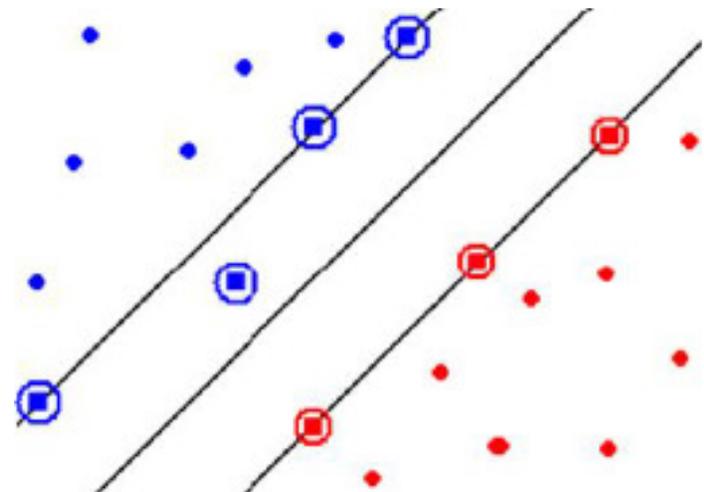
Outras:

- A **Máquina de Vetor de Suporte** (MVS) introduzida por (VAPNIK em 1998) é um método de aprendizagem **supervisionado** usado para estimar uma função que classifique dados de entrada em duas classes.
- A idéia básica por trás da MVS é construir um hiperplano como superfície de decisão, de tal maneira que a margem de separação entre as classes seja máxima (VAPNIK, 1998).

Separação de duas classes através de hiperplanos.



Vetores de suporte para determinação do hiperplano de separação.



DBSCAN Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise

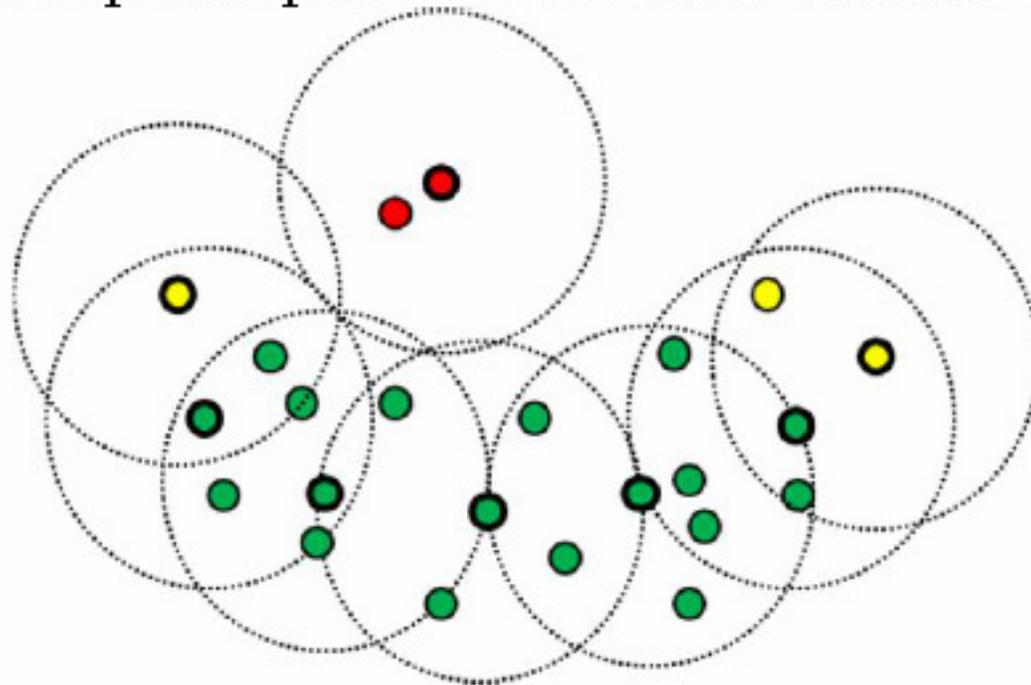
O DBSCAN (ESTER, KRIEGEL, SANDER, & XU, 1996) é uma técnica de aprendizado de máquina não supervisionado baseado na densidade da distribuição de pontos no espaço das amostras analisadas. Esta técnica assume que nestes espaços existam grupos de pontos com altas e baixas concentrações de pontos (densidades distintas). Então, baseado na densidade, ele consegue separar grupos independentemente da forma da distribuição dos pontos no espaço. Todo ponto que está distante de algum grupo é considerado ruído.

DBSCAN - cont

Para utilizar o DBSCAN é necessária a definição de dois parâmetros: *Eps* e *MinPts*. O parâmetro *Eps* (épsilon) define um raio que parte de um ponto qualquer, e sobre este raio define-se uma vizinhança de pontos. O parâmetro *MinPts* indica a densidade mínima, ou seja, é o valor mínimo de pontos para se gerar um grupo (ESTER, KRIEGEL, SANDER, & XU, 1996).

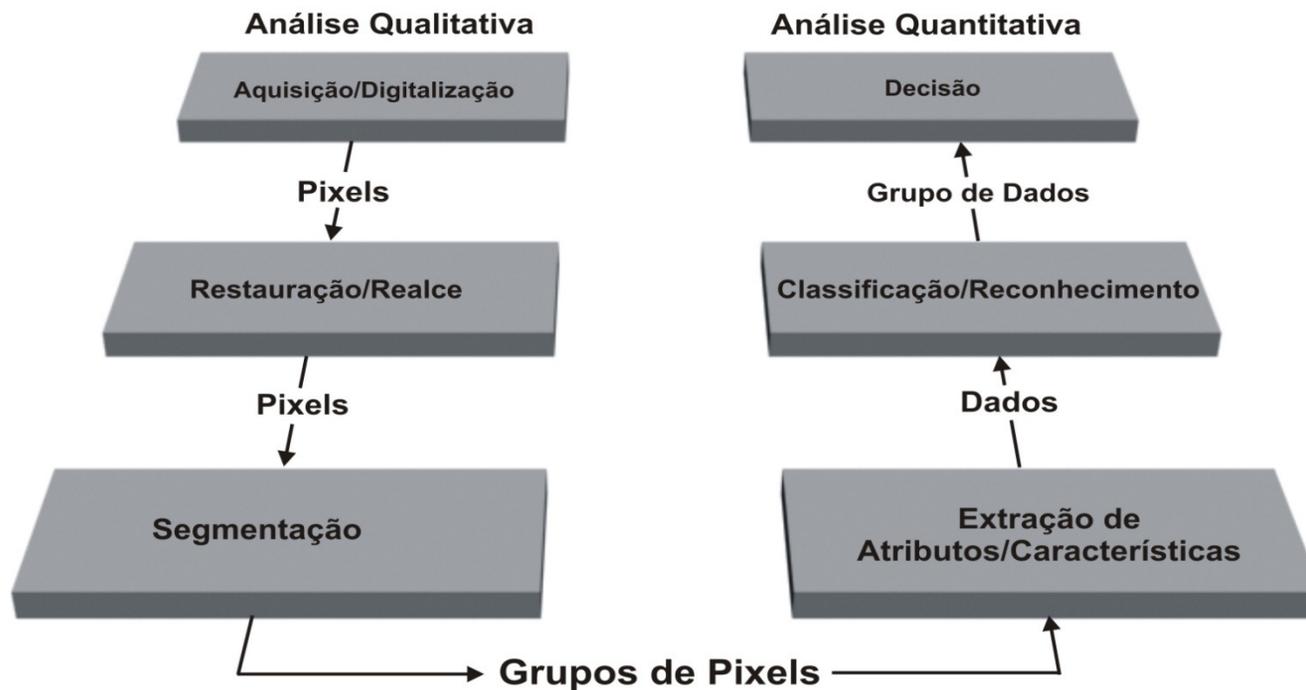
Um ponto pode ser rotulado em uma de três classes (ESTER, KRIEGEL, SANDER, & XU, 1996). Um ponto será chamado de ponto de centro se existir pelo menos *MinPts* num raio *Eps* ao seu redor. Um ponto de borda está no máximo a uma distância *Eps* de um ponto de centro, mas não possui *MinPts* vizinhos. O ponto é um ruído quando não é ponto de centro e nem de borda.

Exemplo de pontos classificados através do DBSCAN.



pelo DBSCAN. Os pontos verdes são pontos de centro, onde o valor de *MinPts* é igual a 4. Os pontos amarelos são pontos de borda. Os pontos vermelhos são ruídos. Os pontos com as bordas destacadas são os centros da área circular pontilhada.

Principais Etapas de um Sistema de AI



Etapas de um sistema de AI genérico.

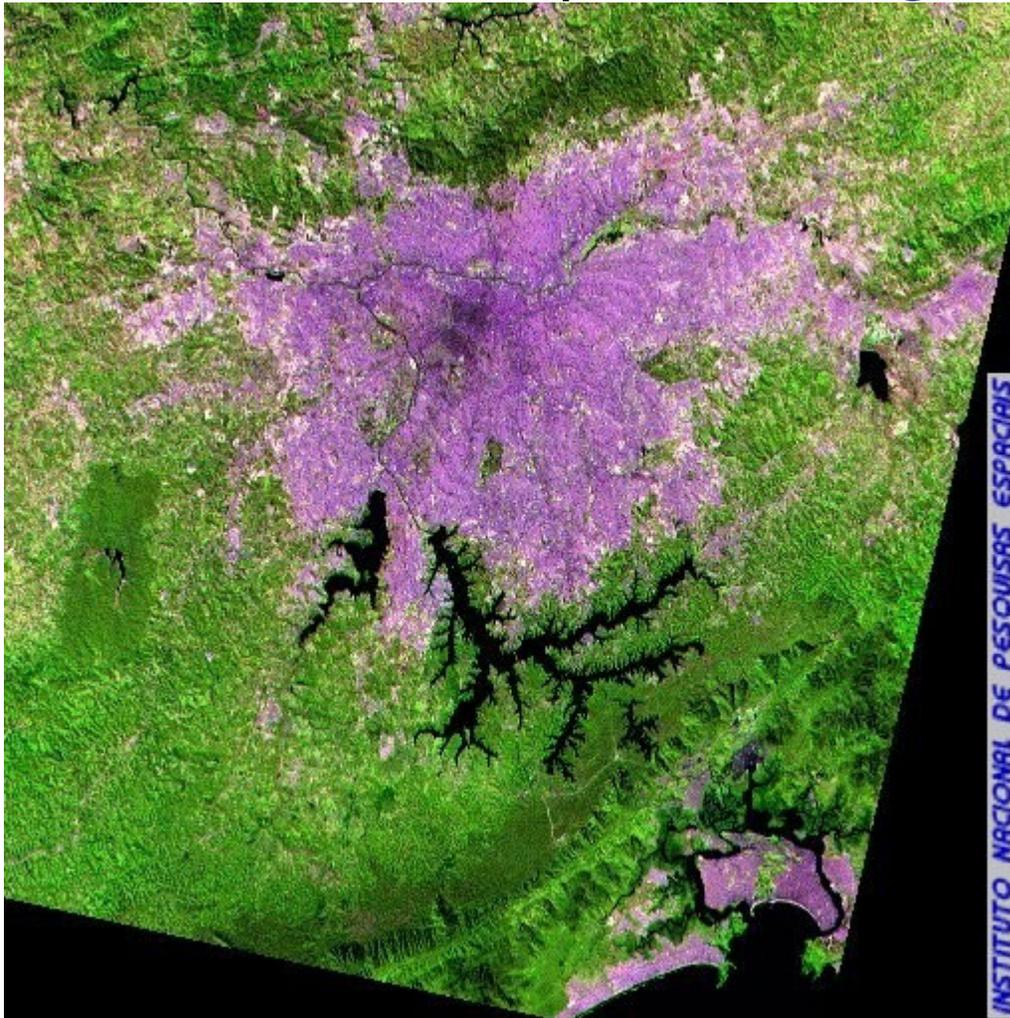
Segmentação

Objetivo



Isolar **regiões da imagem** (conjunto de pontos) de interesse por serem pertencentes a objetos ou partes importantes para posterior análise (como extração de atributos e cálculo de parâmetros descritivos) .

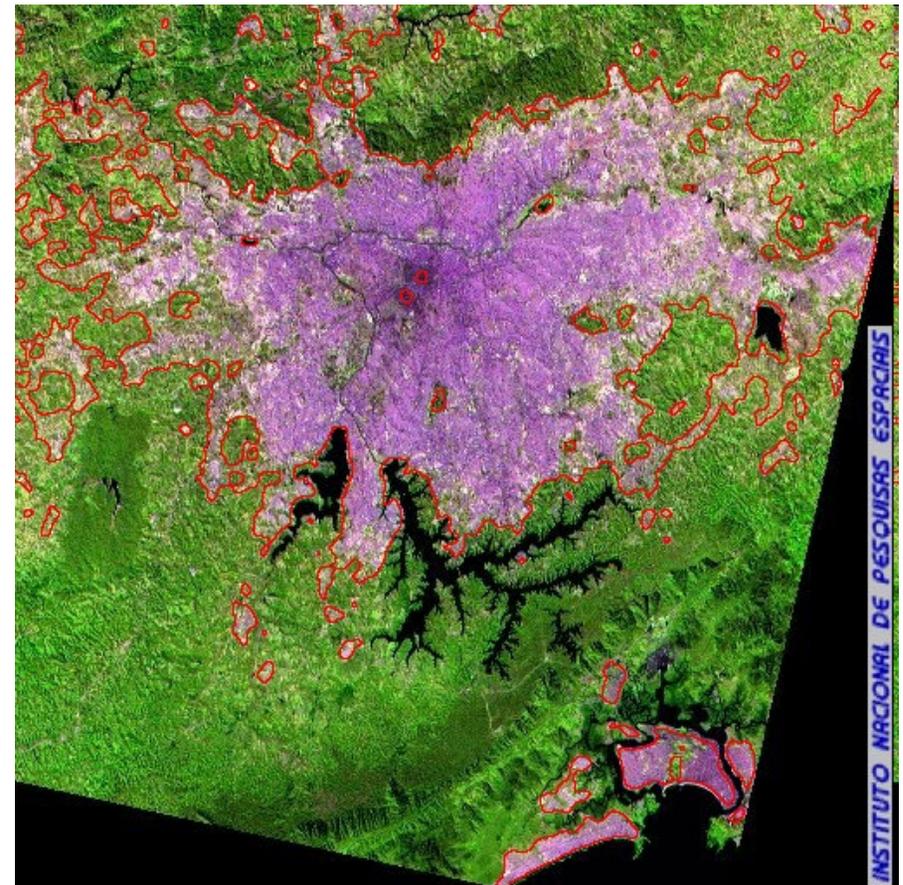
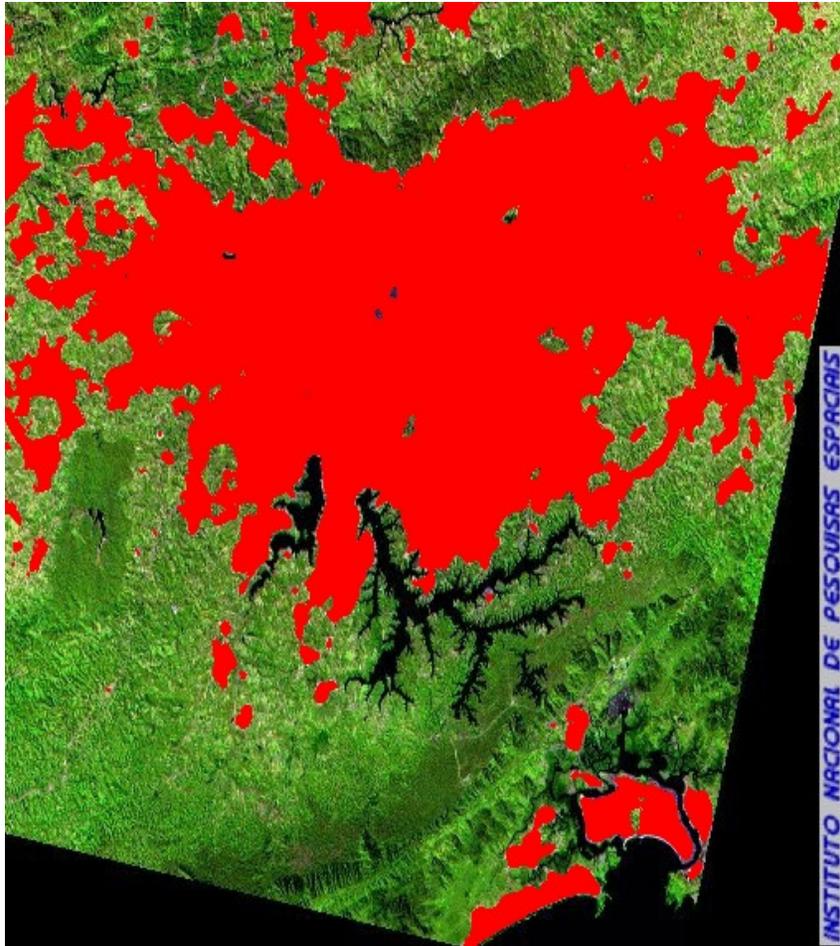
Exemplo de Segmentação



**Imagem
aérea da
Grande São
Paulo**

**São usadas
bandas IR
para salientar
a bacia de
sedimentação,
por isso o
efeito de
cores irreais**

Exemplo de Segmentação:
pelo interior e pela fronteira ou borda



Importante :

- **Diferença** entre Segmentação e Extração ou identificação da **Região de Interesse**
- (Region of Interesse – **ROI**)

Trabalho 8

- Para data a ser definida:
- Cada aluno ou grupo deve apresentar um algoritmo de segmentação baseado em [crescimento de regioes, divisao/fusao](#), atlas/registro, ou tecnicas hibridas destas (pesquisas novas são bem vindas) , de modo que usem diversas caracteristicas (features), bem como e valores de tolerancia em torno destas, quando for o caso, de modo que se segmente baseado em diversas features e não apenas tons, ou uma unica caracteristica. As features deverão ser escolhidas de modo a fazer sentido para o problema a ser segmentado, estarem bem escolhidas (não representarem coisas com mesmo sentido) e serem do menor numero possivel. (o uso de tecnicas de seleção como ICA, PCA, etc, são encorajadas). Como os demais esse trabalho é para ser apresentado e explicado oralmente na sala de aula. Ainda , deverá ser depois aplicado ao trabalho 9.

Trabalho 9

- Para (a definir):
- Cada aluno deve fazer apresentar uma solução para segmentação automática da ROI em imagens termicas, e do corpo caloso, em imagens de RM.

Recomendamos para isso assistir a apresentação do Lincoln no seminário de pos em 14/10/2015 `as 14 horas e ler a tese de mestrado do Erick (defendida neste ano , que pode ser obtida no sitre da IC). Poise eles apresentam como essas tecnicas podem ser usadas em trabalho futuros nas respectivas area , dentro da nossa linha de pesquisa em detecção precoce de doenças da mama e segmentação de imagens médicas.

O trabalho é para ser apresentado e explicado oralmente na sala de aula.

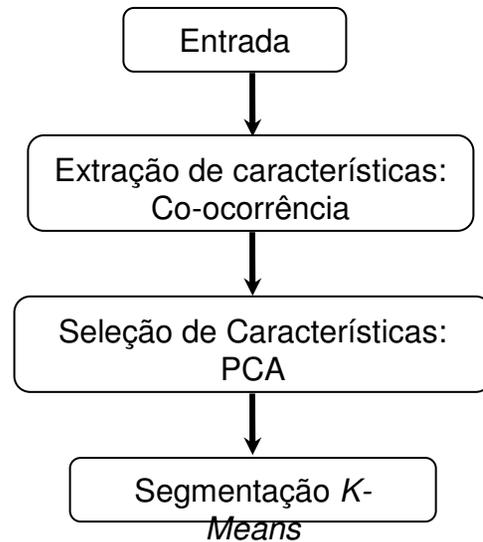
Segmentação de Imagens por textura e cor (tom)

- A **segmentação** visa a separação de objetos ou áreas semelhantes em uma imagem.
- Uma segmentação eficiente praticamente garante o sucesso no **processo de reconhecimento e das etapas posteriores**.
- A grande variação de **condições de iluminação** presentes nas imagens reais dificulta sua segmentação.
- Identificação de **textura é uma** das tarefas mais **importantes e complexas** em processamento de imagens.

Importância:

- A **segmentação de uma região baseada em sua textura** é um assunto de pesquisa ainda em aberto.
- A descrição de uma textura é algo **subjetivo e sensível ao contexto**.
- Os diversos algoritmos de segmentação existentes são desenvolvidos **especificamente para uma determinada aplicação**.
- Até agora, nenhum método sozinho é capaz de segmentar eficientemente todos os **tipos de texturas**.
- No caso de imagens **colorida** ou **multibandas** esta complexidade é ainda consideravelmente maior.
- Devido a importância da **cor** na visão humana a fusão de ambas (**cor e textura**) aumenta muito a aplicabilidade da segmentação.

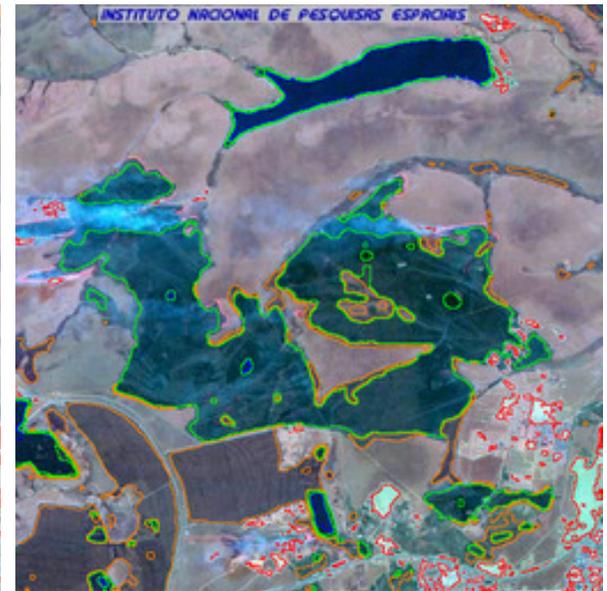
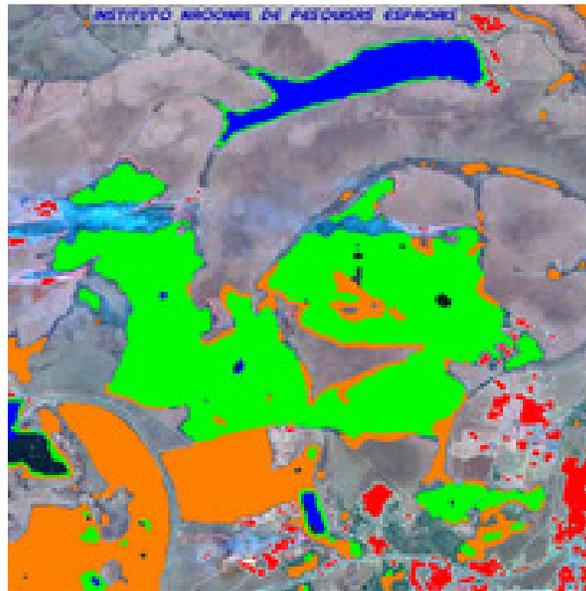
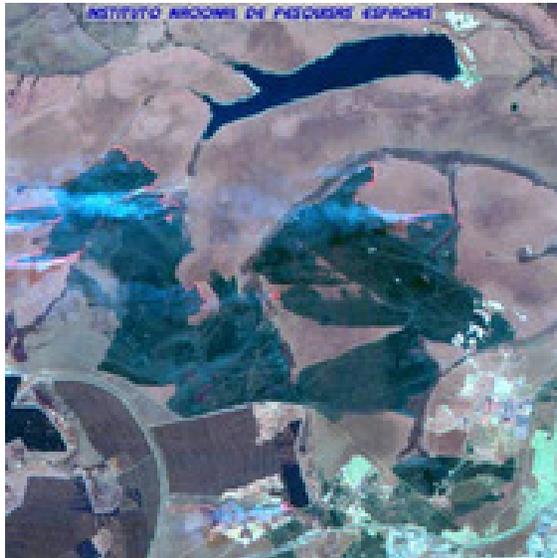
Automatic detection by texture only:



Para segmentação foram utilizados centróides

Aerial or Landsat satellite images

- » Original,
- » interior segmentation and only boundaries segmentation



Precisaremos pensar sobre cores?

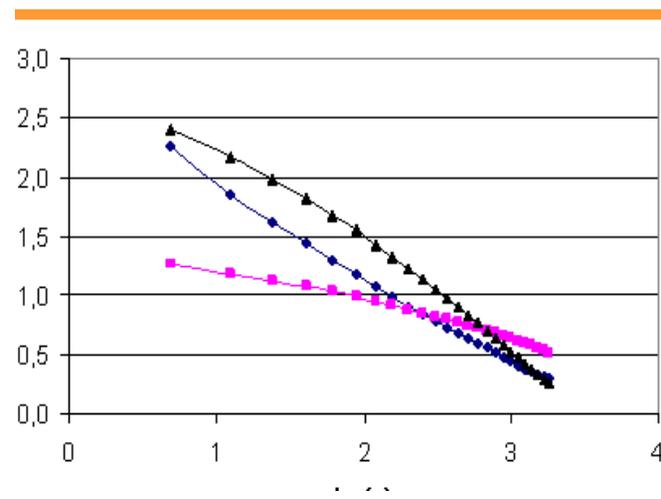
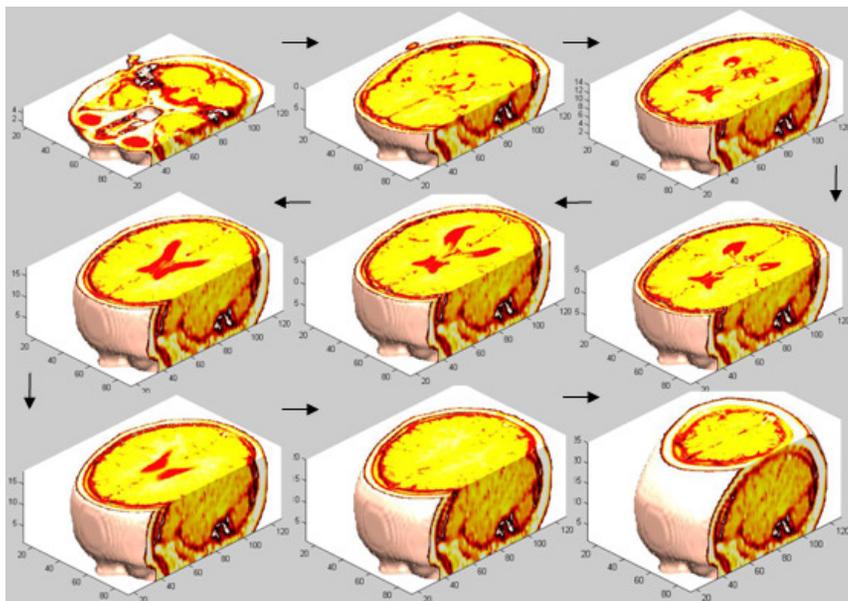
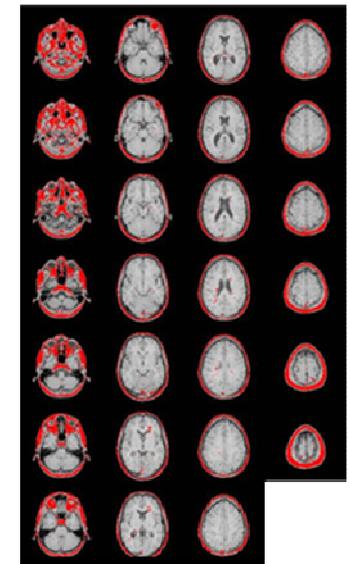
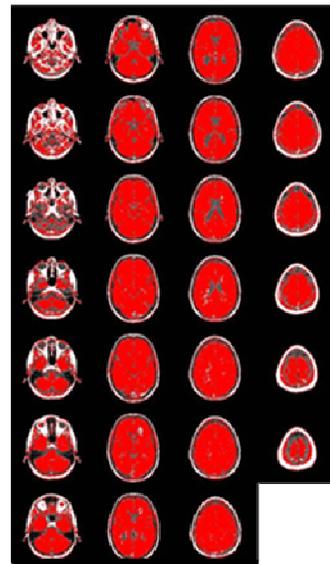
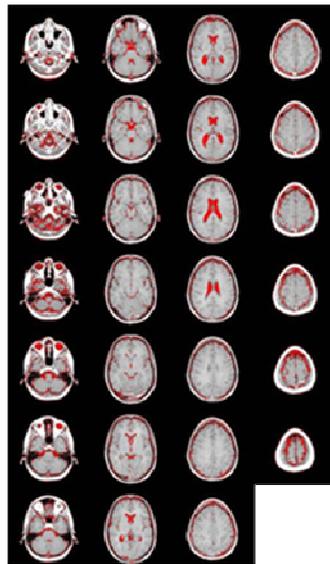
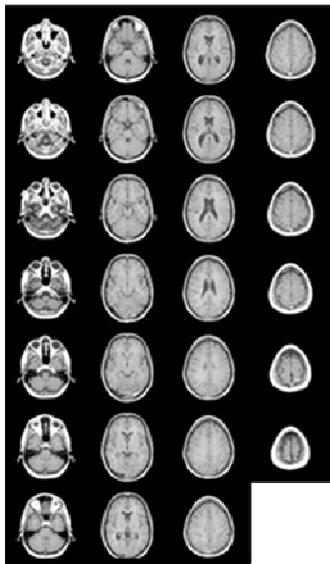
Conclusion:

**Best result with only color and now with color and texture:
better limits definition and no false points identified.**

trabalhos em desenvolvimento

- Segmentação por cor e textura
Ressonância – RM
(corpo caloso),
Térmicas – IR
(corpo da paciente do pescoço a prega
inframamário)

Brain MRI images – Medida variação do Corpo caloso ao longo do tempo

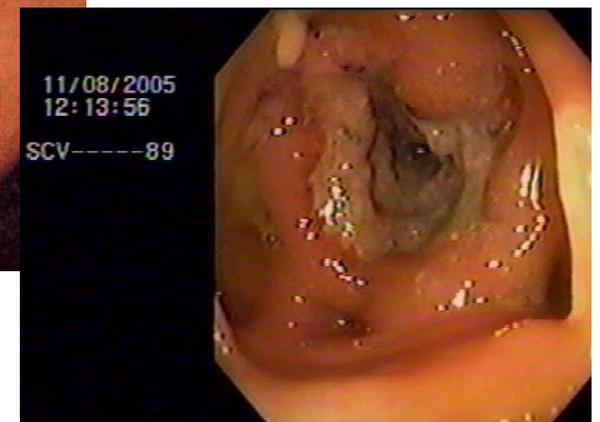
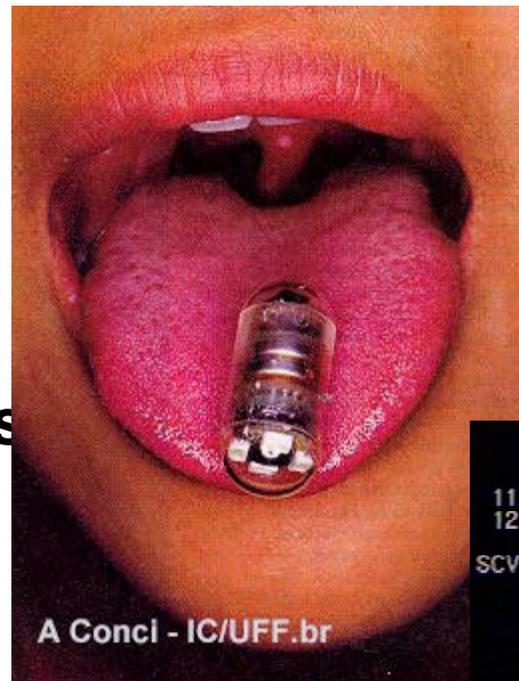


Auxilio ao Diagnostico Medico

- Exames Não Invasivos
 - Ressonância Magnética
 - Ultrasson
 - Medicina Nuclear (PECT, SPECT)
 - etc
- Exames Invasivos
 - Videoscopias
 - Cirurgias exploratórias



Pílula endoscópica

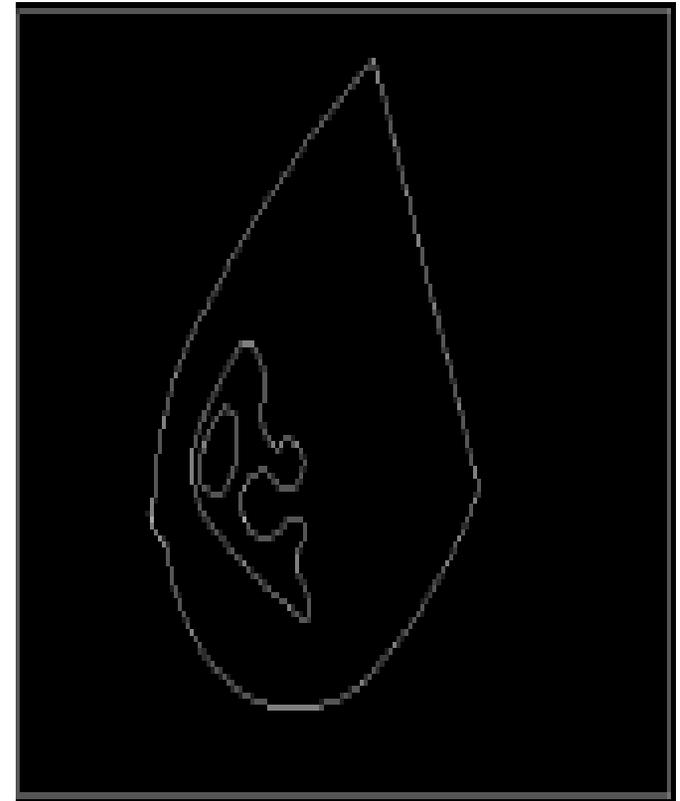
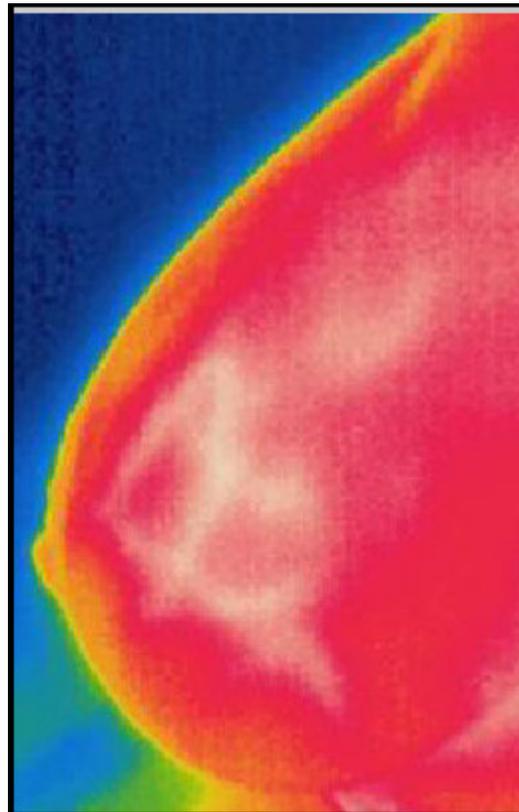


Colonoscopia paciente com ferimento de 4cm.

Termal and x-ray images

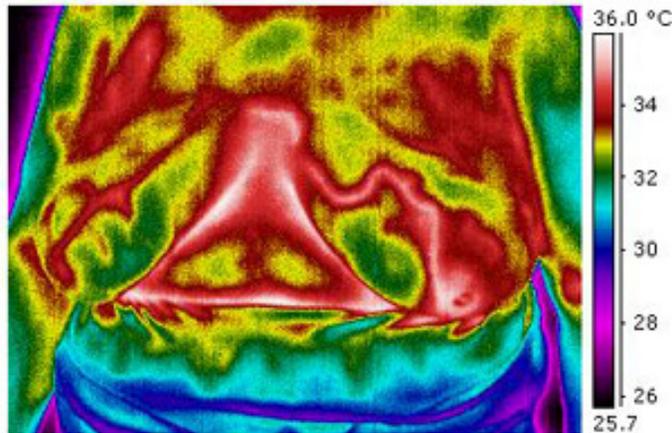
ROI x segmentação

Mamograma e
imagem térmica
da mama

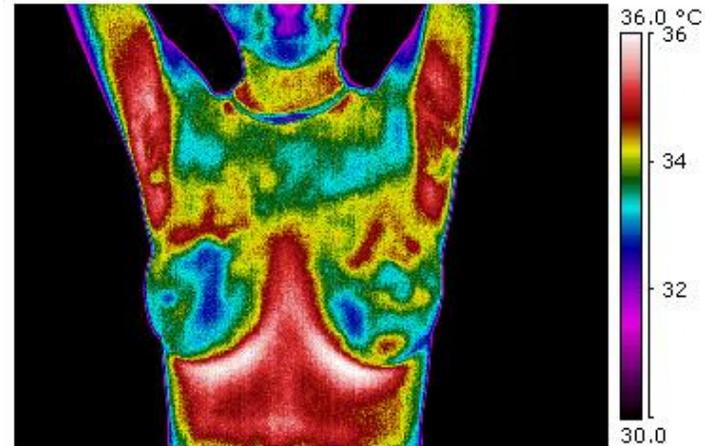


Segmentações mas
imagens de
mamogramas
térmicos

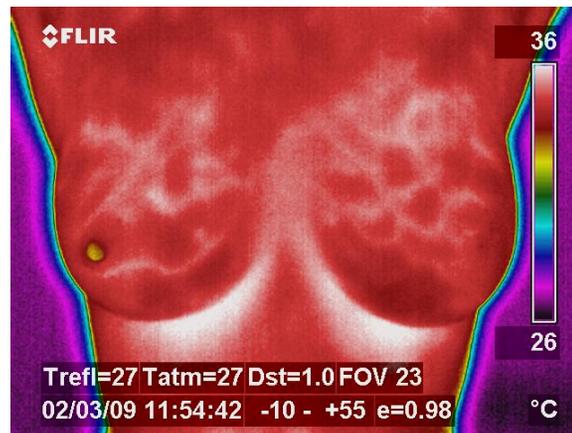
Breast Pathologies : symmetry of temperatures on both breasts are investigated



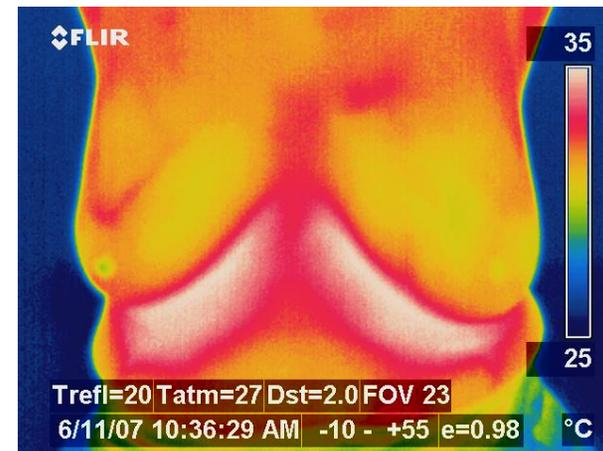
Paget's disease



Fibroadenoma

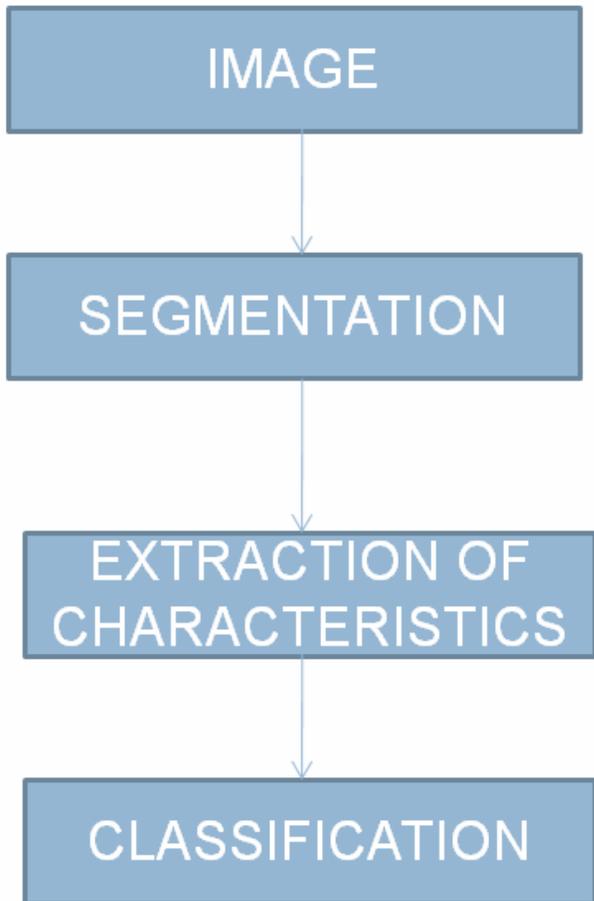


Retroareolar Carcinoma



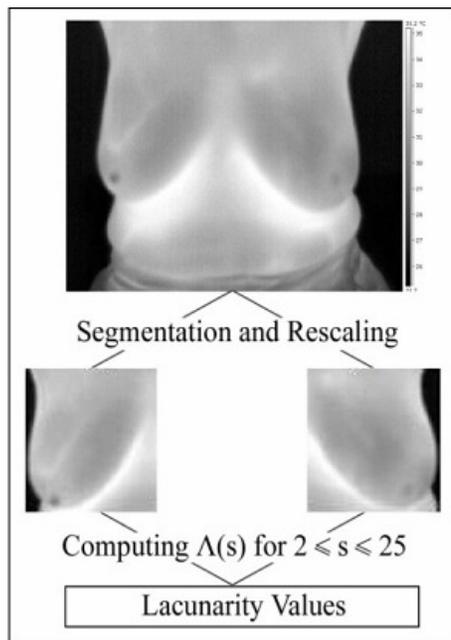
Normal Breast

Introduction - Pipeline

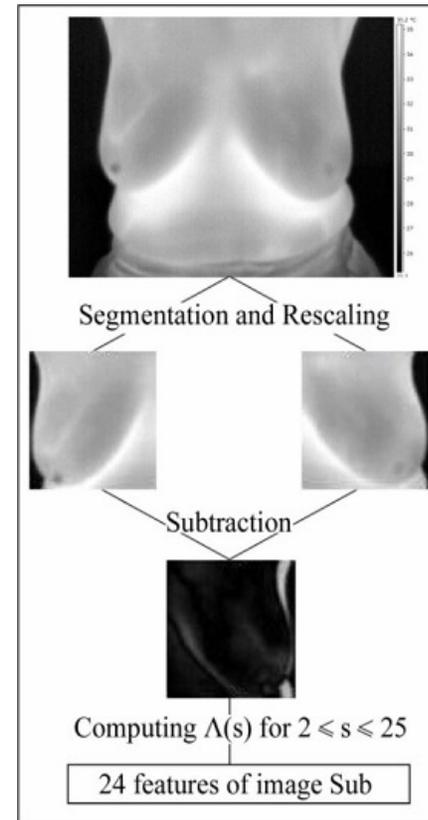


- **The work uses thermal images, an automatic segmentation and the Lacunarity to analyze the symmetry of temperatures in the breast;**
- **The first step is the extraction of two regions of interest (ROI): the right breast and the left one;**
- **The second step is the extraction of the features;**
- **The last step is the classification of the image.**

Features Extraction – The Features



48 features



24 features

Referencias:

DUDA, R.; HART, P.; **Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures**, Communications of the ACM, vol. 15, pp. 11-15, 1972.

Maysa Malfiza Garcia de Macedo, Uso de Transformada de Hough na Vetorização de Moldes e outras Aplicações, Dissertação de mestrado, Instituto de Computação – Universidade Federal Fluminense (UFF)
<http://www.ic.uff.br/~mmacedo>