

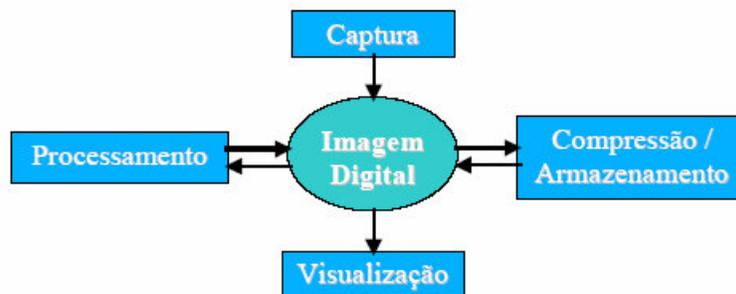
*Aluno : Luciano Lucas de Oliveira Junior e myself*

## ***Filtros Compostos e Adaptativos: o filtro de Gaussiano, Laplaciano do Gaussiano e de Gabor (Harmônico-Gaussiano)***

### **Introdução: o que são filtros.**

Filtros são processos que tem por finalidade **salientar** determinados aspectos em imagens digitais ou **reduzir** ruídos. Esses ruídos podem ter sido introduzidos na imagem durante o processo de **aquisição** da imagem, devido a limitações de hardware, no processo de **quantização** e **digitalização**, pelo excesso de **compressão** da imagem, problemas na **transmissão** entre outros.

No diagrama na Figura 1 podemos descrever os principais processos que podem ocorrer com uma imagem digital, a aplicação de filtros em uma imagem, estão incluídos no **processamento**.



**Figura 1 – Etapas da manipulação de imagens**

De acordo com o que a frequência dos detalhes eliminados ou mantidos na imagem os filtros podem ser classificados nas classes:

- **passa-baixa** ou **rejeita-baixa**
- **passa ou rejeita banda**, ou faixa de intervalo, e
- **passa-alta** ou **rejeita-alta**.

Um filtro do tipo **passa-baixa** deixa passar as baixas frequências, mas elimina os valores relacionados às altas frequências. Portanto, o efeito deste filtro é o de **suavização** da imagem, uma vez que as altas frequências que correspondem às transições abruptas são atenuadas. A suavização tende pelo mesmo motivo, diminuir o ruído em imagens.

Um filtro **passa banda**, deixará presente nas imagens apenas os valores dos sinais correspondentes à determinada frequência eliminando os demais valores. Seu efeito visual depende da faixa predefinida e geralmente é projetado para salientar aspectos determinados, eliminar ruídos ou imperfeições presentes em uma frequência conhecida.

Um filtro **passa alta** deixa passar as altas frequências, mas elimina os valores relacionados às baixas frequências. O efeito visual deste tipo de filtro é de tornar as transições entre diferentes regiões da imagem mais nítidas. O efeito indesejado é o de enfatizar o ruído que possa existir na imagem.

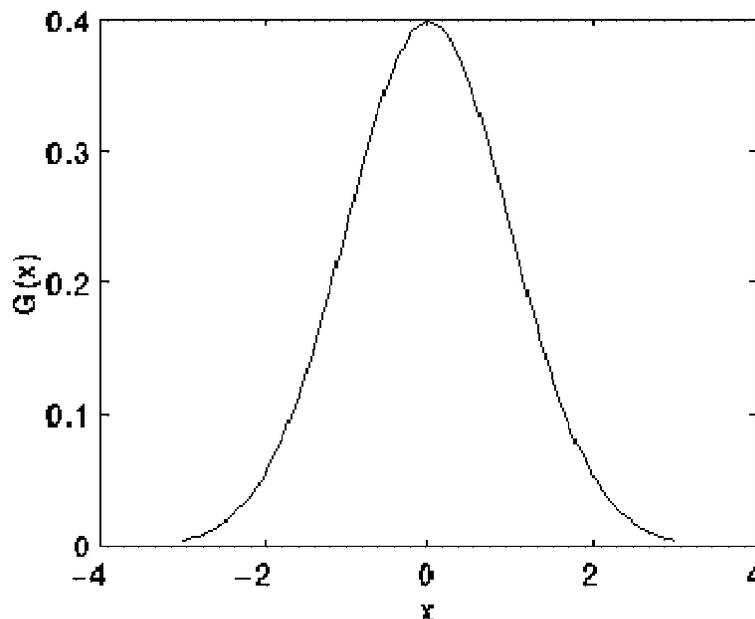
## **Filtro Gaussiano**

O filtro Gaussiano pode ser usado como um filtro **passa-baixa**, onde é usada a função Gaussiana para obter valores de uma máscara a ser definida digitalmente.

O Filtro de Gaussiano em 1-D tem a forma:

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

onde  $\sigma$  é o desvio padrão. É assumido que a distribuição tem média zero (i.e. está centrada em  $x=0$ ). A distribuição para  $\sigma = 1$  é ilustrada na Figura 2.

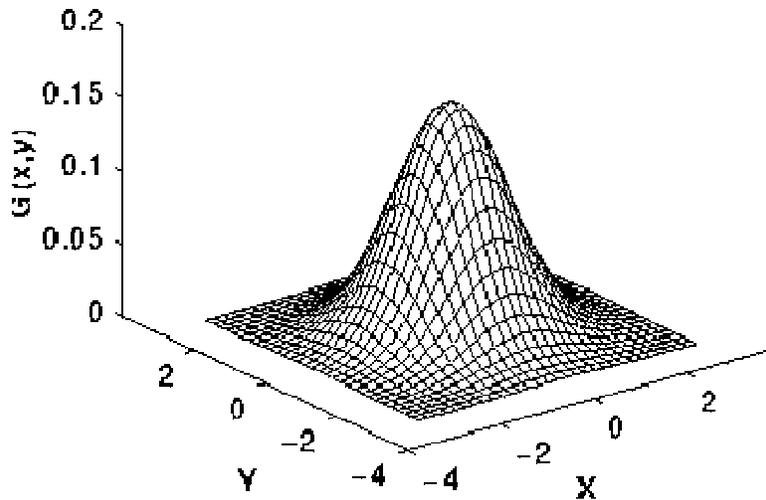


**Figura 2- Forma 1D da distribuição Gaussiana com média zero e ,  $\sigma$  , desvio padrão um.**

Em 2-D, sua forma isotrópica (i.e. circularmente simétrica) é dada pela equação:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

E mostrada na figura 3.



**Figura 3 – Representação da função Gaussiana em 2D com média em (0,0) e desvio padrão  $\sigma = 1$**

Considerando que a imagem é armazenada como uma coleção de pixels discretos, nós precisamos produzir uma **forma discreta da distribuição Gaussiana** para obter um núcleo de convolução (máscara ou kernel). Este seria teoricamente infinitamente grande, mas na prática se zera aproximadamente a uma distância de três unidades (ou pixels) do centro. A Figura 4 mostra a forma inteira 5 x 5 do kernel da Gaussiana para  $\sigma = 1.0$ .

	1	4	7	4	1
	4	16	26	16	4
$\frac{1}{273}$	7	26	41	26	7
	4	16	26	16	4
	1	4	7	4	1

**Figure 4- Forma discreta aproximada da função Gaussiana com  $\sigma = 1.0$**

Um forma mais rápida de aplicá-lo na imagem é, ao invés da convolução em 2-D fazer primeiro uma convolução em 1-D **na direção x** e depois usar a mesma máscara 1-D da Gaussiana **na direção y**. A Figura 5 mostra uma forma de reproduzir o kernel 2D usando **7 pixels**, em duas convoluções em 1-D. Neste uso os valores depois deverão ser multiplicados por **273** arredondados para cima, sempre, e finalmente truncados para inteiros. O componente em y é o mesmo, mas orientado verticalmente.

.006	.061	.242	.383	.242	.061	.006
------	------	------	------	------	------	------

**Figura 5- Um dos pares 1-D para convolução que tem o mesmo efeito do kernel da Figura 4.**

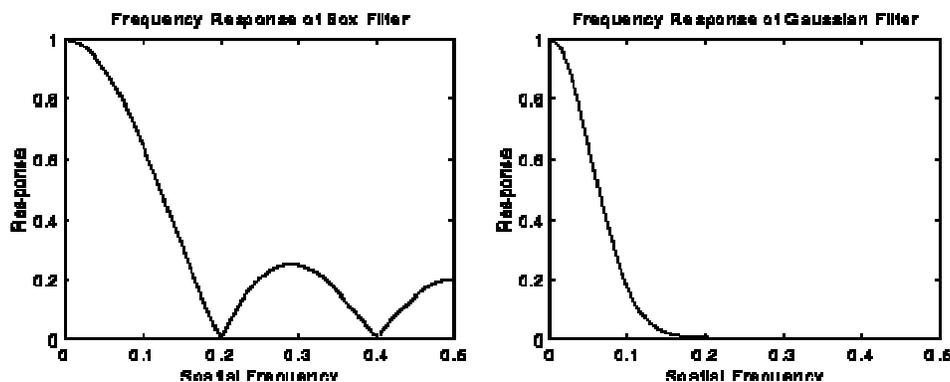
Para filtros Gaussianos com maiores desvios padrões,  $\sigma$ , podem-se montar outra máscara, mas o mais usual é passar a **mesma máscara mais de uma vez na imagem**

Os filtros Gaussianos são muito úteis também em Biologia Computacional e Visão pois no processo de visão humana algumas **células tem forma de resposta aproximadamente Gaussiana.**

O efeito do **filtro Gaussiano** é suavizar (smoothing, blur) a imagem, quase da mesma forma que o **filtro de média** (mean filter). O resultado será tão mais suave quanto maior o desvio padrão (standard deviation) da Gaussiana usada. Desvios padrões maiores também fazem com que a máscara (convolution kernels) deva ser maior para uma representação adequada. Teste esse efeito usando alguns softwares, ou melhor “brincado no tutorial HIPR2”: <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/gsmooth.htm#2>

Por não ter todos os pesos iguais como o filtro de média, o filtro Gaussiano faz uma suavização mais delicada (gentler smoothing) preservando mais os contornos que o de média.

Uma das melhores justificativas para seu uso e seu melhor desempenho se relaciona com sua **resposta no domínio das frequências** (frequency response). A maioria dos filtros de suavização (o de mediana é uma exceção) é baseado na convolução, agindo como passa baixa no domínio das frequências (lowpass frequency filters) . Isso significa que removem frequências espaciais depois de um certo valor. Suas diferenças assim são mais bem entendidas se olharmos para suas formas depois de transformadas por Fourier (Fourier transform). A Figura 6 mostra como o filtro de média 1-D de largura 7 e como o Gaussiano com  $\sigma = 3$  ficam depois de transformados para o domínio das frequências.



**Figura 6** Resposta em Frequência do filtro de média (*i.e.* mean filter) com 7 pixels e do Gaussiano com  $\sigma = 3$  pixels. O eixo de frequências (spatial frequency axis) está representado apenas até 0.5 pixels por ciclo pois maiores distâncias tem pouco significado.

Repare que os dois filtros **atenuam altas frequências**, mas o de média **tem caráter oscilatório**. Já o Gaussiano não, além do próprio formato da curva ser preservado. No domínio das frequências **uma Gaussiana continua sendo uma Gaussiana**. Isto também faz com que ele seja adequado para uso em combinações com outros em técnicas de detecção de bordas como a [zero crossings](#) ou ainda, e seja usado para derivar outros filtros como o que

veremos a seguir, Laplaciano do Gaussiano, além do filtro de Gabor, nosso objetivo final neste estudo.

### Filtros compostos com o Gaussiano:

O Laplaciano,  $L(x,y)$ , de uma imagem é a derivada segunda do valor da função que descreve a intensidade dos seus pixels,  $I(x,y)$ , sendo representado por:

$$L(x,y) = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$$

Considerando que a imagem é armazenada como uma coleção de pixels discretos, o que nós precisamos é produzir uma **forma discreta da derivada segunda** que é representada por um núcleo de convolução (máscara ou kernel) por exemplo como as da Figura 7.

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

**Figura 7-** Aproximações do filtro Laplaciano. (Note, que aqui o valor central é positivo, mas pode ocorrer deste ser negativo, ou seja toda a máscara estar multiplicada por -1).

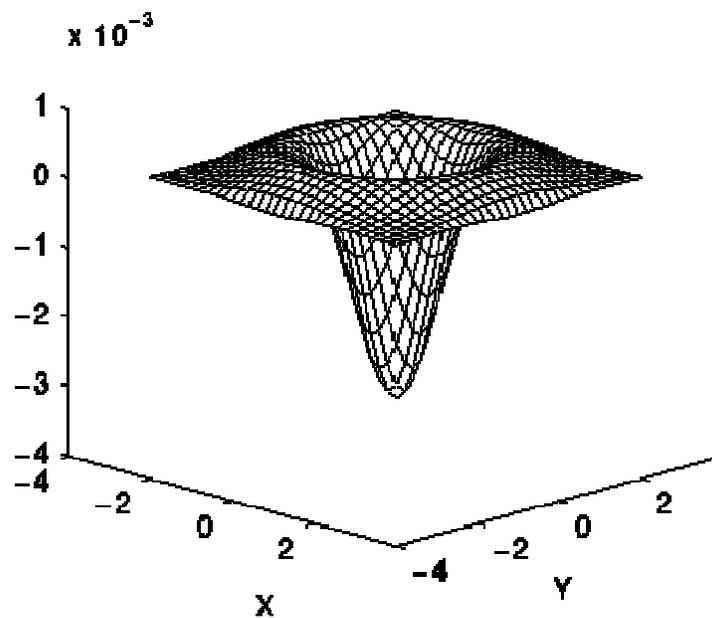
Como a imagem processada pelo filtro Laplaciano é muito sensível a ruídos, ela geralmente deve ser processada por um passa baixa como o filtro Gaussiano antes de aplicada na imagem. No entanto como estas duas operações são lineares e associativas, podem ser aplicadas no kernel do filtro e depois na imagem, reduzindo bem o tempo de processamento, pois o tamanho de ambos é muito menor do que o da imagem.

Assim, surge o filtro que processa a derivada segunda da imagem processada pelo filtro de Gaussiano em uma só operação, usando a derivada segunda da máscara Gaussiana a ser usada. Este processo resulta **no LoG**

(Laplacian of Gaussian') ou seja no **Filtro Laplaciano do Gaussiano**, que é representada por:

$$LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left[ 1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

E que é representado em 2D na figura 8.



**Figura 8** - Forma em 2-D do filtro Laplaciana do Gaussiano (LoG). Os eixos  $x$  e  $y$  estão em unidades de desvio padrão  $\sigma$ .

Para uma Gaussiana com  $\sigma = 1.4$  esta função pode ser representada no forma digital da Figura 9.

0	1	1	2	2	2	1	1	0
1	2	4	5	5	5	4	2	1
1	4	5	3	0	3	5	4	1
2	5	3	-12	-24	-12	3	5	2
2	5	0	-24	-40	-24	0	5	2
2	5	3	-12	-24	-12	3	5	2
1	4	5	3	0	3	5	4	1
1	2	4	5	5	5	4	2	1
0	1	1	2	2	2	1	1	0

**Figura 9** Aproximação Discreta do LoG para uma Gaussiana com  $\sigma= 1.4$

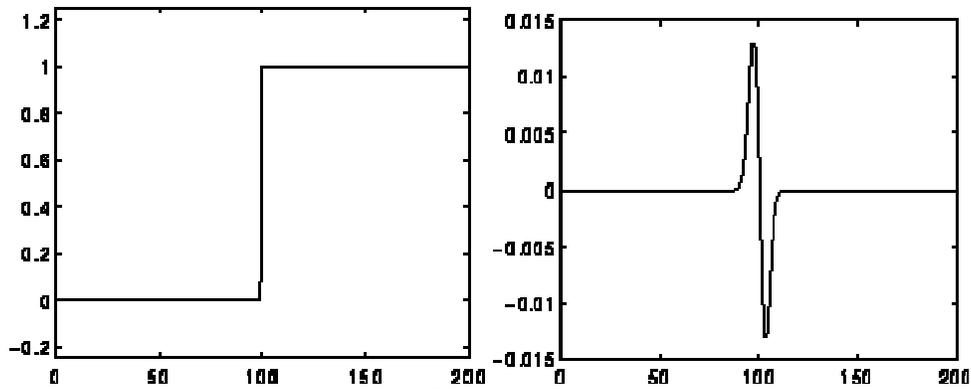
Máscaras maiores ou mesmo menores podem ser utilizada como a da figura 10. Note que o LoG tem também o formato de uma Gaussiana, mas multiplicada por um **fator que a deixa mais fina**, e inverte seu sinal de acordo com os valores de x e y. Ele tem o mesmo aspecto de inversão de sinais dos kernels simples Laplacianos. Devido a isto, se forem usadas Gaussianas muito finas ( $\sigma < 0.5$  pixels) a suavização praticamente não ocorre.

0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0

**Figura 10** - Máscara do Laplaciano do Gaussiano

Como o LoG calcula as derivadas segundas de uma imagem, áreas com intensidades constantes (*i.e.* com gradiente = zero), terão valores de LoG também zero. Na vizinhança da mudança da intensidade, a resposta do LoG será positiva no lado mais escuro e negativa no lado mais claro. Fazendo um aumento de contraste entre duas regiões, assim os efeitos do LoG para um função degrau como a da figura 11 são:

- zero a alguma distancia do ponto de variação das intensidade ,
- positive no lado escuro que muda para claro,
- negative no lado claro que muda para escuro,
- cruzando o zero no ponto de degrau.



**Figure 11** Resposta (à esquerda) 1-D do filtro LoG (com uma Gaussiana com  $\sigma=3$  pixels) para uma função degrau (step edge) representada por uma imagem 1-D image com 200 (à direita).

O efeito deste filtro é salientar (highlight) os contornos de objetos presentes na imagem. Veja em <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/log.htm> experiências com estes filtros.

O fato deste filtro fazer os dados cruzarem o zero é usado para detectar lados no métodos chamados de [zero crossing edge detection](#). Com este tipo de método, no entanto a direção dos lados não pode ser calculada, já que a máscara do Laplaciano é simétrica.

É preciso prestar atenção nos valores dos pixels de saída, pois como estes podem ser negativos podem simplesmente deixar de ser representados ou serem representados por valores reais de forma inadequada, provocando **overflow** ou saturação nos limites extremos.

É possível aproximar o LoG com um filtro que é apenas a diferença de duas Gaussianas de tamanhos diferentes. Este tipo de filtro é chamado de *DoG* filter (abreviatura de 'Difference of Gaussians').

Os filtros **LoG** e **DoG** são importantes no processo biológico da visão (Marr 1982). Uma aproximação dos LoG, muito mais rápidas são conhecidas como filtros **DoB** ('Difference of Boxes'). Que são simplesmente a diferença de 2 filtros de média de tamanhos diferentes, o que produz uma versão "reta" dos LoG

### **Filtros Compostos de Gaussianas e funções harmônicas** (seno ou coseno).

Filtros de Gabor

Este filtro, desenvolvido por **Dennis Gabor** em 1946, é também conhecido como **filtro de Gabor** e é representado a partir da **função de Gabor** (figura 12).

**Gabor** nasceu em **Budapest (Gábor Dénes)** em 1900 e morreu em Londres em 1979, estudou na **Universidade Técnica de Budapest** e na **Universidade Técnica de Berlin**. Ganhou o premio **Nobel de física** pela invenção da **holografia** em 1971, além de diversas outras medalhas e prêmios. A **Sociedade Internacional de Engenharia Ótica (SPIE-[International Society for Optical Engineering](#))** concede em sua homenagem um prêmio anual.

O filtro que leva seu nome consiste de um **filtro linear definido** como uma **função harmônica multiplicada por uma Gaussiana**. A função harmônica pode ser **seno, cosseno**, ou ambas na forma de uma **exponencial complexa**. Em 2D, as **funções de Gabor** são **superfícies gaussianas moduladas por exponenciais complexas** (figura 12).

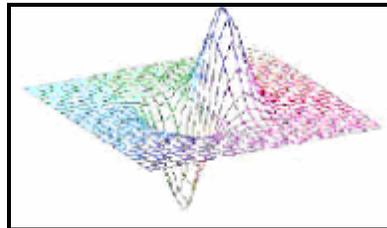
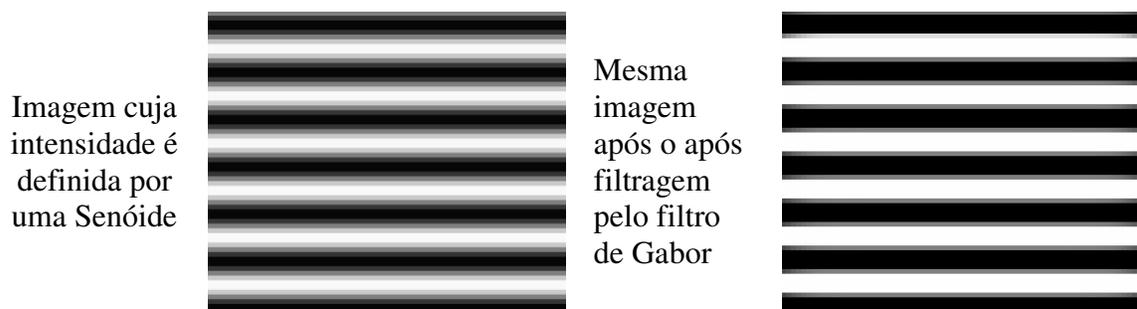


Figura 12- Função de Gabor 2D

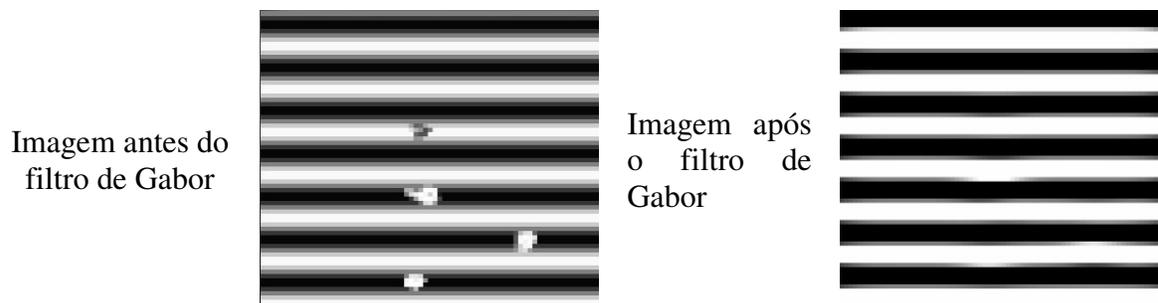
O filtro de Gabor se apresenta como a melhor solução dentre os filtros existentes para a melhoria de imagens que se assemelham a senoidais, como as apresentadas na figura 13.



**Figura 13 – Imagem sintética com valores de intensidade variando senoidalmente na direção horizontal**

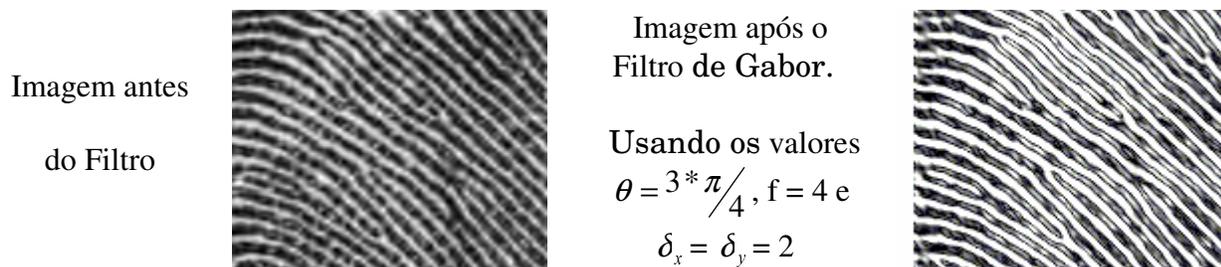
Na aplicação do Filtro de Gabor, vários parâmetros devem ser passados com valores adequados para que o mesmo apresente um resultado satisfatório, dentre eles a frequência do aparecimento das linhas e a orientação (inclinação) da frequência.

Observe na imagem da figura 14 como o filtro de Gabor ressalta as linhas e remove o ruído existente na imagem. O filtro de Gabor é um filtro que pode se enquadrar dentro de uma de qualquer uma das 3 classes, comentadas acima, dependendo dos valores selecionados. Ele é na realidade um filtro composto.



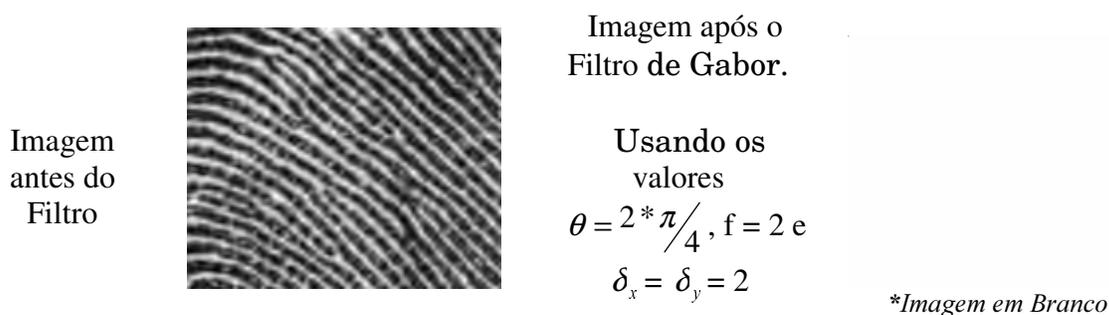
**Figura 14 – Imagem sintética com ruídos sobre valores de intensidade variando de acordo com uma função senoidal na direção horizontal**

O filtro de Gabor sintonizado de forma apropriada remove o ruído e preserva as cristas e vales, fornecendo a informação contida numa orientação particular da imagem. Ele é assim um filtro muito útil para muitas aplicações que usam imagens biomédicas ou naturais, como por exemplo, as biometrias. Neste caso eles filtram os ruídos ao mesmo tempo em que reconstituem a imagem e também capta as minúcias, uma vez que estas podem ser vistas como detalhes entre duas cristas paralelas. A figura 15 mostra o filtro de Gabor aplicado a uma imagem real de impressões digitais.

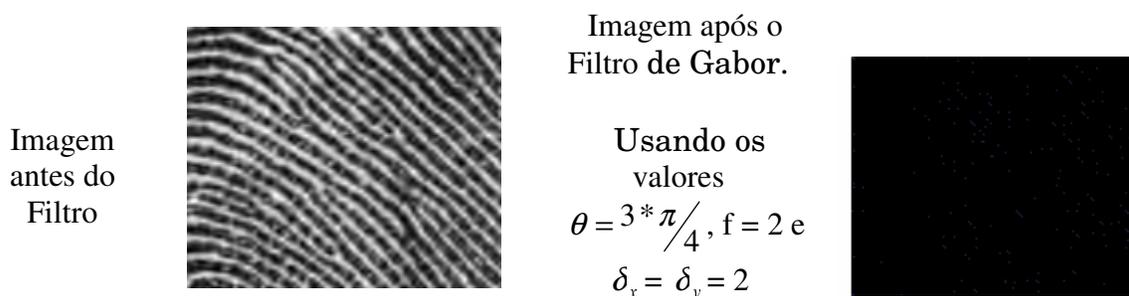


**Figura 15 – Parte de uma impressão digital real com orientação aproximada de 135°**

No entanto observe na figura 16 o que ocorre se os parâmetros não forem bem escolhidos. Temos na figura 17 o exemplo de uma imagem onde a frequência e a orientação não foram bem definidas.



**Figura 17 – Parte de uma impressão digital real com orientação aproximada de 135°, mas com os valores do Filtro errados (ângulo e frequência).**



**Figura 18 – Parte de uma impressão digital real com orientação aproximada de 135°, mas com o valor de frequência do filtro errado.**

Podemos observar que o filtro de Gabor é uma ferramenta que ao ser bem utilizado, apresenta uma melhora significativa na imagem, com uma excelente retirada de ruído e realce das linhas. A seguir apresentaremos detalhadamente as equações deste filtro.

### Descrição do filtro de Gabor

A frequência espacial, em muitos tipos de imagens tem aspectos bem definidos. Por exemplo, em uma imagem de impressões digitais ela é praticamente constante em dada área da imagem. A frequência espacial de impressões digitais é determinada com base na distancia media entre as cristas papilares, a qual é praticamente constante em um datilograma. Cabe ressaltar que esta frequência varia dependendo do datilograma e da resolução com a qual o datilograma foi adquirido.

Sendo  $D_{Ridges}$  a distancia entre as cristas (meio das linhas mais escuras) da imagem, a frequência pode ser calculada de acordo com a seguinte equação:

$$f = \frac{1}{D_{Ridges}}$$

O filtro de Gabor é dado pela seguinte equação:

$$G(x, y; f, \theta, \sigma) = \exp\left\{\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \cdot \exp[2.\pi.j.f.x]$$

Onde o valor de  $j = \sqrt{-1}$  e os valores de  $x'$  e  $y'$ , necessários para que seja possível aplicar o filtro de Gabor, são definidos pelas equações

$$x' = x * \cos(\theta) - y * \sin(\theta)$$

$$y' = x * \sin(\theta) + y * \cos(\theta)$$

A orientação que é indicada por  $\theta$ , que é um dos termos que realmente fazem a diferença no melhoramento da imagem, isto é, a escolha incorreta deste parâmetro fará com que o filtro seja aplicado de forma incorreta na imagem.

Como vimos nos exemplos apresentados nas figuras (13 a 18), a frequência ( $f$ ) é um parâmetro muito importante para a aplicação do filtro de Gabor. A frequência representa neste filtro a distância entre as cristas papilares (linhas) de uma impressão digital. Se analisarmos uma impressão digital, perceberemos que a distância entre as cristas papilares praticamente não se alteram, assim sendo podemos utilizar a mesma frequência ( $f$ ) para todas as direções em que o filtro de Gabor for aplicado na impressão digital.

$$\text{A equação do filtro de Gabor, } G(x, y; f, \theta, \sigma) = \exp\left\{\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \cdot \exp[2.\pi.j.f.x],$$

pode ser descrita da seguinte forma:

$$G(x, y; f, \theta, \sigma) = \exp\left\{\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \cdot \cos(2.\pi.f.x) \quad \text{parte real da equação,}$$

$$G(x, y; f, \theta, \sigma) = \exp\left\{\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \cdot \text{sen}(2.\pi.f.x) \quad \text{parte imaginaria da equação,}$$

Onde  $G = G_{\text{real}} + j \cdot G_{\text{imaginario}}$

Para o nosso caso utilizaremos apenas com  $G_{\text{real}}$ , que pode ser decomposto em duas equações da seguinte forma:

$$G(x, y; f, \theta, \sigma) = \exp\left\{\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \cdot \cos(2.\pi.f.x) = g(x, y, f, \theta, \sigma) * K(x, f)$$

onde  $g(x, y, f, \theta, \sigma)$  é a equação Gaussiana que pertence ao filtro de Gabor,

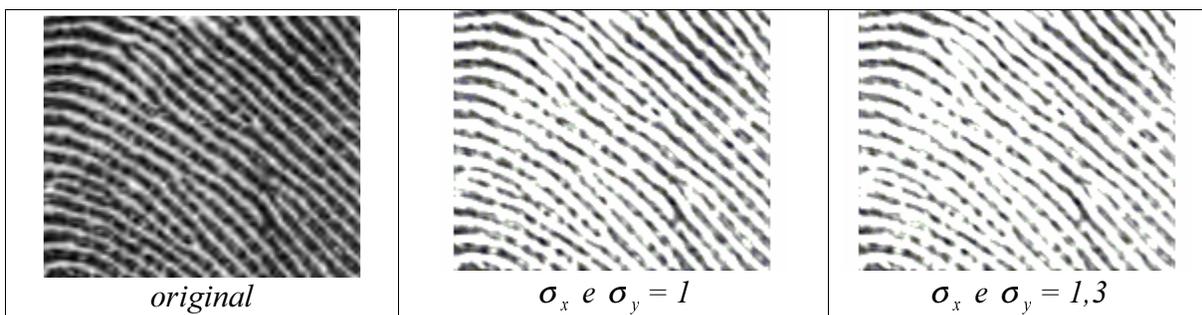
$$g(x, y; f, \theta, \sigma) = \exp\left\{\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \text{ e } K(x, f) = \cos(2\pi \cdot f \cdot x).$$

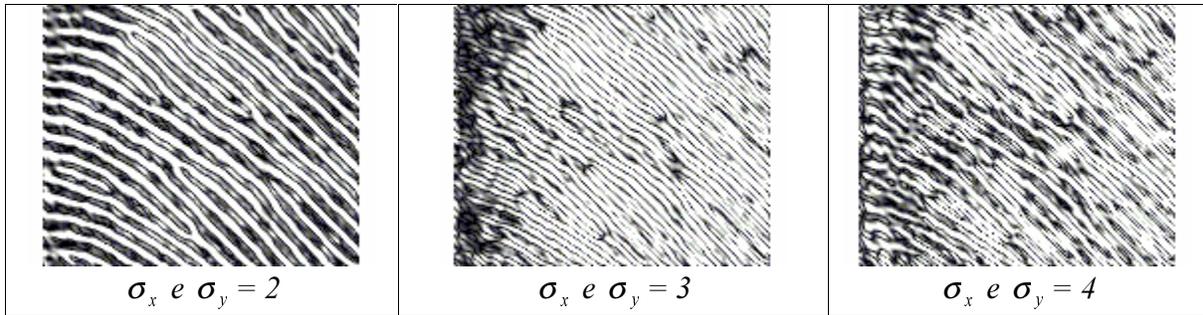
Pela composição destas duas equações, consideramos o filtro de Gabor um filtro composto.

Os componentes  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  da equação de Gabor tem a sua origem na sua origem na equação Gaussiana, pois como já demonstrado acima, o filtro de Gabor é um filtro composto. Esses componentes  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  são os desvios padrão que estão relacionados com a largura da equação Gaussiana que modula o filtro de Gabor. Um bom ajuste destes valores pode fazer com que a sensibilidade as informações e a remoção de ruídos.

Como observamos anteriormente que a distância entre as cristas papilares é praticamente constante, os componentes  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  também serão constantes.

Observe nas imagens abaixo a importância dos valores de  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  na melhoria da imagem, neste caso o melhor valor para  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  encontrado foi 2.





**Figura 19 – Parte de uma impressão digital real com orientação aproximada de 135°, com valores de  $\theta = 3 * \pi/4$  e  $f = 4$  utilizados no filtro**

Cabe observar que não há sentido utilizar os valores de ângulo de orientação  $\theta$ , superior a 180°, pois a orientação destas cristas estará sempre entre 0° e 180°:

$$0 \leq \theta \leq 180 \text{ ou } 0 \leq \theta \leq \pi$$

Se desejarmos criar um filtro de Gabor Adaptativo, isto é que consiga melhorar uma impressão digital por inteiro, em qualquer direção das linhas que a descrevem, devemos variar com a orientação das linhas, os valores de  $\theta$  que devem ser aplicados a imagem. Uma forma de fazer isto é utilizar a seguinte equação:

$$\theta = i \times \left( \frac{\pi}{k} \right), \text{ onde } 0 \leq i \leq k$$

onde o valor de  $k$  é determinado e corresponde a quantidade de sub-aplicações realizadas pelo filtro de Gabor, isto é quantas vezes o filtro de Gabor será aplicado a esta imagem.

Por exemplo, suponha que desejamos aplicar o filtro de Gabor com 10 orientações diferentes, então temos que o valor de  $k = 10$ . Na primeira aplicação do filtro teremos a orientação  $\theta = 1 \times \left( \frac{\pi}{10} \right)$  onde  $i=1$  e na última aplicação teremos a orientação  $\theta = 10 \times \left( \frac{\pi}{10} \right)$  onde  $i=10$ .

## Conclusão

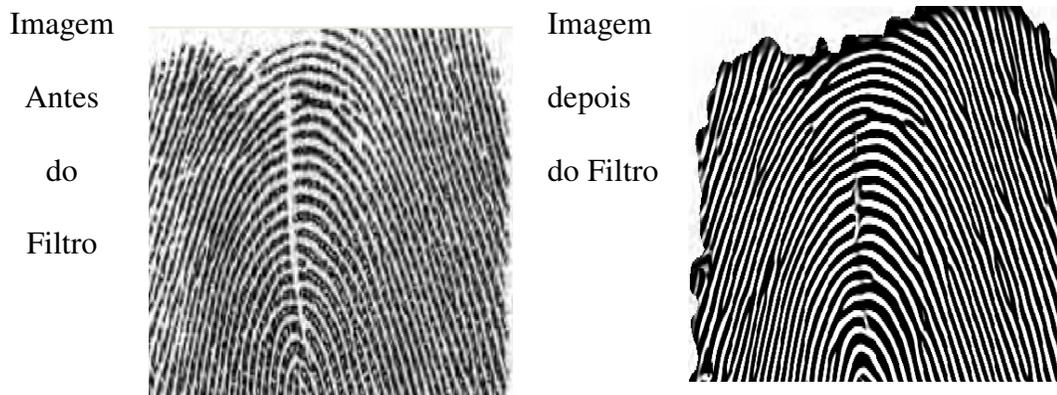
O filtro de Gabor é uma excelente ferramenta para a melhoria e recuperação de imagens que apresentam um padrão senoidal. Como as cristas papilares contidas em um datilograma apresentam um padrão quase senoidal, a aplicação do filtro de Gabor se apresenta como uma ferramenta essencial.

Cabe ressaltar que quanto melhor tenha sido a coleta desta imagem, melhor será o seu resultado final. Quando temos uma imagem com pouca qualidade, como a da figura 8, nem sempre o filtro de Gabor se apresenta como uma boa solução.



**Figura 20 – Parte de uma imagem real de impressões mal adquirido.**

Quando temos um filtro de Gabor, com valores bem escolhidos para cada uma das direções das cristas papilares existentes em uma impressão digital, e uma impressão digital (datilograma) com uma boa qualidade na aquisição, conseguimos uma melhora significativa da imagem, com a recuperação de alguns trechos da imagem e a preservação das minúcias (figuras 13 a 20). Minúcias estas tão importante nos sistemas de identificação AFIS (Automatic Fingerprint Identification Systems) e AFAS (Automatic Fingerprint Authentication Systems), pois é através delas que os sistemas de identificação trabalham.



**Figura 21 – Parte de uma imagem real de impressões onde o filtro de Gabor praticamente restaurou toda a parte perdida da informação.**

Onde foi utilizado os seguintes parâmetros ( $\sigma_x$  e  $\sigma_y = 2$ ,  $f = 1/4$  e foi utilizado 128 divisões de  $\theta$  entre  $0^\circ$  e  $180^\circ$ )

Neste trabalho, para que fosse realizado a aplicação do filtro de Gabor, utilizamos o programa MatLab 6.5 em todas as imagens que estão presentes nas figuras 2,3,4,5,6 e 7. Nas figuras 18 e 19 foi utilizado um programa desenvolvido em C++ para que fosse possível a aplicação do filtro de Gabor em várias direções. Para que houvesse um melhor aproveitamento, foram utilizados filtros de equalização, filtro de média e binarização da imagem.

### **Bibliografia**

- 1 - Javed, Muhammad Younas; Munir, Muhammad Umer; *Fingerprint Matching using Gabor Filter*, National Conference on Emerging Technologies 2004, National University of Sciences and Technology, Rawalpindi, Pakistan, 2004
- 2 - Lee, Chih-Jen; Wang, Sheng-De; Wu, Kuo-Ping; *Fingerprint Recognition using Gabor Basis Function*, International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing, National Taiwan University, Taiwan, China, 2001
- 3 - Bhanu, Bir; Tan, Xuejun; *Computational Algorithms for Fingerprint Recognition*, Kluwer Academic Publishers, University of California at Riverside, USA, 2004

- 4 - Gonzaga, Sanderson L. de Oliveira; Assis, Joaquim Teixeira, *Uma Metodologia de Identificação de Imagens de Impressões Digitais Pelo Filtro de Gabor*, Revista IEEE América Latina, Volume 4, 2006
- 5 - Gonzaga, S.L.O., Desenvolvimento de um algoritmo baseado no filtro de Gabor para identificação de impressões digitais, Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional), Instituto Politécnico, Universidade do Estado do Rio de Janeiro: Nova Friburgo, 2004
- 6 - Conci, Aura; Viola, Flávio; Gonzaga, S.L.O., Melhoria de imagens de impressões digitais por filtro de Gabor adaptativo baseado em campos direcionais, Universidade Federal Fluminense - 2004
- 7 - Pacheco, César Alexandre R. A., *Autenticação com Impressão Digital*, Instituto Superior de Engenharia de Lisboa, 2003
- 8 - Emiroglu, I. & Akhan, M.B., *Pre-processing of fingerprint images*, European Conference on Security and Detection, pp 28-30 University of Hertfordshire, UK. April 1997
- 9 - Gonzalez, R. C. & Woods, R. E., *Digital image processing*, Addison-Wesley Publishing Company, Inc. 1993
- 10 - Marques, Airam Carlos P. B., *Utilização de Redes Neurais em Processamento de Imagens de Impressões Digitais*, Biológica Sistemas, Recuperado em 02/11/2006 ([www.biologicasistemas.com.br/img/pdf\\_news/Extracao.pdf](http://www.biologicasistemas.com.br/img/pdf_news/Extracao.pdf))
- 11 - Federal Bureau of Investigation, FBI, <http://www.fbi.gov/>, visitado em 07/11/2006