



UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
FACULDADE DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

INSPEÇÃO AUTOMÁTICA DE TELAS DE TV E MONITORES

Felipe de Souza Farias

Manaus – Amazonas

Janeiro de 2016

Felipe de Souza Farias

INSPEÇÃO AUTOMÁTICA DE TELAS DE TV E MONITORES

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Amazonas, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração Controle e Automação de Sistemas.

Orientador: Prof. D.Sc. Waldir Sabino da Silva Júnior

Felipe de Souza Farias

INSPEÇÃO AUTOMÁTICA DE TELAS DE TV E MONITORES

Banca Examinadora

Prof. D.Sc. Waldir Sabino da Silva Júnior – Presidente e Orientador

Departamento de Eletrônica e Computação – UFAM

Prof. D.Sc. Frederico da Silva Pinagé

FUCAPI

Prof. D.Sc. João Edgar Chaves Filho

Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica – UFAM

Manaus – Amazonas

Janeiro de 2016

Agradecimentos

- Primeiramente .

Resumo da Dissertação apresentada à UFAM como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica

INSPEÇÃO AUTOMÁTICA DE TELAS DE TV E MONITORES

Felipe de Souza Farias

Orientador: Waldir Sabino da Silva Júnior

Programa: Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Atualmente, o problema da detecção de pontos fiduciais em faces humanas

Palavras-chave: reconhecimento de padrões, detecção de pontos fiduciais, máquina de vetores suporte, grid de parâmetros e C-SVC.

Abstract of Dissertation presented to UFAM as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering

AUTOMATIC INSPECTION OF TV SCREENS AND MONITORS

Felipe de Souza Farias

Advisor: Waldir Sabino da Silva Júnior

Department: Postgraduate in Electrical Engineering

Currently, the problem of facial fiducial points detection has received

Keywords: pattern recognition, fiducial points detection, support vectors machine,

parameters grid and C-SVC.

Contents

1	Introdução	1
2	Detecção de telas	2
3	Trabalhos Relacionados	3
4	Metodologia Proposta	4
4.1	Detecção de Bordas	4
4.1.1	Obtenção do Gradiente	5
4.1.2	Detecção de Candidatos	6
4.1.3	Verificação de Candidatos	6
4.2	Identificação de Linhas	7
4.2.1	Transformada de Hough	7
4.2.2	Esquema de Mesclagem de Linhas	8
4.3	Reconhecimento de Retângulos	9
4.3.1	Sistema de Vizinhança	10
4.3.2	Marcação de Linhas	11
4.3.3	Escolha do Retângulo que Representa a Tela	13
4.3.4	Redimensionamento	14
4.3.5	Métricas de Desempenho	16
5	Resultados Experimentais	18
6	Conclusões	19
A	Algumas Demonstrações	20

List of Figures

List of Tables

Chapter 1

Introdução

1 - Introdução: fundamentar o problema, mostrar a sua importância, que é a detecção de telas para avaliação automática de qualidade/imagem/conformidade ou identificação de dispositivo, e introduzir as contribuições;

contextualizar o tema

o que é o problema? detecção de erro em monitores. PERGUNTA DE PESQUISA *importante*

objetivos - geral - específicos

justificativa - qual a importancia do problema? - como é feito atualmente?

- quais as vantagens de automatizar? - porque fazer nessa etapa? - o quanto o problema custa? - qual minha contribuição nesse aspecto? (metodologia)

fase metodológica da pesquisa (pergunta nanda)

organização da dissertação - finaliza c diagrama!

Chapter 2

Detecção de telas

2 - A detecção de telas: Mostrar o que é o problema e como esse processo pode ajudar em ambientes industriais e domésticos;

detecção de telas detecção de retângulos como ele se encaixa na detecção de padrões em imagens particularidades da tela de TV q podem ser utilizadas

como a detecção de tela pode ajudar aplicação domestica aplicação industrial

Chapter 3

Trabalhos Relacionados

ue

Chapter 4

Metodologia Proposta

O método proposto nesta dissertação para extração de conteúdo de telas de TV e monitores é dividido em quatro etapas:

- detecção de bordas na imagem;
- identificação das linhas;
- reconhecimento de retângulos;
- escolha do retângulo que representa a tela;

O diagrama 1 ilustra os estágios do método. Cada um deles será detalhado a seguir.

DIAGRAMA DE BLOCOS DO MÉTODO AQUI

4.1 Detecção de Bordas

A detecção de bordas é uma etapa de pré-processamento importante. O correto funcionamento deste método depende de uma imagem de borda nítida. Ela é feita usando análise de gradiente multi-dimensional. Esta técnica é útil por funcionar bem em imagens coloridas e também por gerar informação de ângulo de gradiente, que vai ser útil nas próximas etapas do processamento.

Dada uma imagem colorida, o gradiente é obtido calculando e depois combinando as seis derivadas de primeira ordem (duas pra cada canal R,G e B da imagem) e depois implementando um esquema de seleção e verificação de candidatos

para formar a imagem de borda. Este esquema é composto por duas fases: um pixel é selecionado como candidato caso sua magnitude de gradiente seja maior que a magnitude dos seus vizinhos na direção do gradiente. A fim de evitar ruído, a verificação descarta candidatos segundo dois critérios: se o candidato não tem vizinhos também candidatos, e se a magnitude do gradiente daquele pixel é muito diferente da magnitude dos seus vizinhos na direção do gradiente.

4.1.1 Obtenção do Gradiente

Esta técnica considera uma imagem colorida como um campo vetorial que mapeia um espaço n -dimensional (espaço) em um m -dimensional (canais), como mostrado em [Lee e Cok]. Portanto, dado um campo vetorial representado pela função $f : S \rightarrow R^m$, uma imagem pode ser representada como um subespaço de f dado por $Vn \rightarrow m$.

Considerando uma imagem bidimensional com três canais (um para cada canal de cor r, g e b), DV é a matriz que mostra a variação dos valores de r, g e b no espaço infinitesimal dx e dy .

$$DV = (dxdy)Jc^T$$

em que Jc é a matriz jacobiana, que tem a seguinte forma:

$$Jc = \begin{bmatrix} dr/dx & dr/dy \\ dg/dx & dg/dy \\ db/dx & db/dy \end{bmatrix}$$

DV^2 é a matriz que mostra a taxa de variação dos valores da matriz DV . Ela é dada por:

$$DV^2 = (dxdy)Mc(dxdy)^T$$

$$\text{em que } Mc = Jc^T Jc = \begin{bmatrix} Mxx & Mxy \\ Mxy & Myy \end{bmatrix}$$

$$Mxx = (dr/dx)^2 + (dg/dx)^2 + (db/dx)^2$$

$$Mxy = (dr/dx)(dr/dy) + (dg/dx)(dg/dy) + (db/dx)(db/dy)$$

$$Myy = (dr/dy)^2 + (dg/dy)^2 + (db/dy)^2$$

Maximizando esses valores para cada ponto de DV^2 , são obtidas a magnitude e direção do gradiente. Isso é conseguido maximizando os valores de Mc , o que é um problema de autovalores. O maior autovalor de Mc é dado por:

$$V = (\sqrt{((Mxx + Myy)^2 - 4x(Mxx \times Myy - (Mxy)^2))} + Mxx + Myy)/2$$

e seu autovetor correspondente é $\{Mxy, V - Myy\}/2$. Portanto a direção do gradiente é dada por:

$$\theta = \tan^{-1}((V - Mxx)/Mxy)$$

A raiz quadrada do maior autovalor V e seu autovetor correspondente são equivalentes à magnitude e direção do gradiente em um ponto da imagem. Portanto, para cada pixel (i, j) , seu gradiente é encontrado computando seus autovalores e autovetores com as equações acima descritas.

4.1.2 Detecção de Candidatos

Após calcular a matriz Mc para cada pixel da imagem e seus valores de V e θ , os pixels com máxima local de magnitude de gradiente na direção dele, ou seja, os pixels cuja magnitude seja maior que a dos seus dois vizinhos na direção do gradiente, são considerados candidatos a pixels de borda.

4.1.3 Verificação de Candidatos

Após a detecção é implementado um esquema de verificação para descartar falsos pixels de borda, como os gerados por ruído. Ele é baseado em duas operações que se aproveitam das informações obtidas anteriormente e de análise das regiões das imagens:

- Primeiramente, se um candidato não tiver vizinhos também candidatos, ele é considerado ruído e descartado;
- Foi percebido que não há variação muito grande entre as magnitudes de píxeis de borda vizinhos. Portanto, se a magnitude do gradiente de um pixel é muito diferente da dos seus vizinhos, o candidato é descartado. A seguinte inequação é definida para avaliar a diferença:

$$(sum(|V(i, j) - V(i + p, j + q)|) - sum(V(i + p, j + q))) > 0$$

4.2 Identificação de Linhas

Após detectar as bordas da imagem, se faz necessário ligar os píxeis de borda vizinhos e com orientações semelhantes em conjuntos de segmentos de retas. Com isso, é preparado o terreno para a próxima etapa, que rotula linhas como pertencentes a objetos retangulares.

A identificação de linhas é feita utilizando a transformada de Hough. Devido ao ruído e a diferenças na iluminação, é possível que segmentos de reta tenham descontinuidades. Para atacar este problema, é implementado um esquema para mesclar segmentos que pareçam pertencer à mesma linha (**manter o texto desse jeito? não ta muito informal?**)

4.2.1 Transformada de Hough

A transformada de Hough funciona transformando cada pixel na imagem em uma linha reta no espaço paramétrico. Duda e Hart [fonte] propuseram uma parametrização que encaixa os píxeis no espaço x y em uma reta $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$, onde ρ é a distância entre a origem da imagem e a reta, pelo seu ponto mais próximo, e θ é o ângulo que a normal à reta faz com o eixo x .

FIGURA COM UMA RETA MOSTRANDO ρ E θ

Assim, dado um pixel de borda, para cada possível reta que passe por ele, é computado um ponto no espaço (ρ, θ) . O conjunto de linhas possíveis passando por um determinado ponto forma um senoide naquele espaço. Com dois ou mais

pontos na imagem pertencendo à mesma linha, as sinusoides que os representam se tocam justamente no ponto que representa a mesma.

FIGURA REPRESENTANDO DOIS PONTOS LIGADOS À MESMA LINHA E O SEU ESPAÇO PARAMÉTRICO

O algoritmo para encontrar linhas utilizando a transformada de Hough, portanto, tem os seguintes passos:

- escanear toda a imagem de borda e computar, para cada pixel assinalado como borda, seu conjunto de coordenadas no espaço paramétrico (ρ, θ) . Os parâmetros ρ e θ são quantizados com um $d\rho = 10$ e $d\theta = 1$;
- escanear o espaço paramétrico e encontrar os pontos que mais se interceptam. A fim de evitar linhas pequenas demais, é estabelecido um limiar mínimo de tamanho das linhas;
- para cada um dos pontos assinalados no espaço paramétrico, procurar os pontos da imagem que passam por aquela reta para assinalar iniciais e finais das linhas;

4.2.2 Esquema de Mesclagem de Linhas

Utilizando os conhecimentos sobre o problema e análise espacial das linhas, foram desenvolvidos esquemas para mesclar segmentos de reta que foram separados por culpa do ruído ou de diferenças na iluminação, assim como para eliminar linhas que têm pouco valor para as próximas etapas do processamento.

Iluminação ou ruído podem interferir na correta detecção de linhas. Com isso, o mesmo segmento pode acabar sendo detectado como dois segmentos menores. A fim de atacar este problema, esta parte do algoritmo mescla linhas encontradas no processo anterior segundo os seguintes critérios:

- As linhas devem ter orientação e distância da origem semelhante. Devido ao ruído e a problemas na quantização, é possível que algumas linhas do mesmo segmento tenham orientação ou distância da origem um pouco diferentes entre si;

- A distância entre os segmentos deve ser muito pequena (não maior que 5 pixels);
- Segmentos paralelos não podem se sobrepor significativamente quando projetados na direção perpendicular à linha;

Aproveitando-se das características geométricas particulares de telas de TV e monitores, esta parte do algoritmo busca descartar linhas que têm ângulos muito diferentes de 0° e 90° . Assim, não só a próxima etapa terá menos linhas para analisar quanto eliminará linhas que podem gerar falsos positivos. Ele faz uma busca em todas as linhas encontradas, selecionando as que têm ângulo fora da faixa entre 0° e 5° e 85° e 90° e eliminando-as da lista de linhas a se analisar.

Através deste esquema, são identificados e selecionados os segmentos de reta pertencentes à imagem de borda que serão utilizadas na detecção de retângulos.

4.3 Reconhecimento de Retângulos

Após identificar as linhas presentes na imagem e eliminar as que não são interessantes, é feita a classificação de certas linhas como sendo pertencentes ou não ao lado de um objeto retangular através de um modelo baseado no Campo Aleatório de Markov (MRF).

O MRF é uma técnica adequada para a resolução do problema porque a probabilidade de uma linha vir a pertencer ao lado de um retângulo depende principalmente dos seus vizinhos. Mapeando estas características, é possível montar um modelo MRF para rotular segmentos. Primeiramente, um sistema de vizinhanças é formado para prover o modelo de informações espaciais sobre as linhas. Após isto, um algoritmo de aprendizado utiliza estas informações para rotular as linhas como pertencentes a um lado de retângulo.

Seja $L = l_1, l_2, \dots, l_n$ o conjunto de segmentos de linha encontrados no processo anterior, $d = 1, 2, \dots, n$ o conjunto de índices de L e $F = F_1, F_2, \dots, F_n$ uma família de variáveis aleatórias, em que cada variável F_i toma um valor de 0 a 1 que indica se a linha l_i pertence ao lado de um objeto retangular. Quando $F_i = 1$, l_i é considerado um lado de um retângulo.

4.3.1 Sistema de Vizinhança

O conjunto de linhas vizinhas da linha li é representado por $N(li)$. Ele é formado por linhas tais que li não pertence a $N(li)$ e se lj pertence a $N(li)$, li pertence a $N(lj)$. Para uma linha lj ser considerada vizinha de li , ela deve obedecer a três condições:

- lj deve ser paralela ou perpendicular a li . Uma variável $H(i, j)$ é formada para avaliar as relações espaciais entre as linhas li e lj . Se $H(i, j) = 1$, li e lj são perpendiculares entre si, ao passo que se $H(i, j) = 0$, li e lj são paralelas. Caso os ângulos entre li e lj não pertençam a nenhuma das categorias anteriores, $H(i, j) = -1$;
- A distância $D(i, j)$ entre li e lj não pode ser muito grande ou muito pequena. A distância é computada de duas formas, dependendo de $H(i, j)$. Caso $H(i, j) = 0$, a distância entre li e lj é a menor distância entre as duas linhas, ou seja, o comprimento de uma reta normal às duas que toca as duas linhas. Neste caso, $D(i, j)$ deve ser menor que o Maior Tamanho de Retângulo possível (MRS), normalmente igual ao tamanho da imagem, e maior que o Menor Retângulo Possível (MIS). Caso $H(i, j) = 1$, a distância é considerada a menor distância entre o dim de um segmento e outro segmento. Neste caso, $D(i, j)$ deve ser menor que metade do tamanho do menor segmento;
- Por último, se li e lj são paralelos, eles devem se sobrepor em uma porção significativa quando projetados na direção perpendicular às linhas. Se a sobreposição for superior a 60% do tamanho das linhas, elas podem ser vizinhas.

A figura [figura 2] ilustra as condições explicadas. Nela, $l1$ e $l2$ são linhas paralelas, $l3$ é uma linha perpendicular às duas, $D(1, 2)$ é a distância entre $l1$ e $l2$ e $D(2, 3)$ é a distância entre $l2$ e $l3$. A projeção da sobreposição da linha $l1$ na linha $l2$ é o segmento AB . Somente se $AB > 0.6 * \max(tam_l1, tam_l2)$, $l2$ será considerado vizinho de $l1$.

FIGURA 2 DA REFERENCIA ZERO

Com o sistema de vizinhanças descrito acima, o conjunto F é assumido como um MRF com suas características locais, para

$$i \in d, P(F_i|F_j, j \in d, j \neq i) = P(F_i|F_j, j \in N(l_i))$$

4.3.2 Marcação de Linhas

Sendo $f = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ uma configuração de F , tal que $\{F_1 = f_1, \dots, F_n = f_n\}$ e $N = N(L_i) | \forall i \in d$ a coleção de segmentos vizinhos a um segmento de linha, podemos calcular a probabilidade posterior seguindo a distribuição de Gibbs, que é como segue:

$$P(F = f|L) = Z^{-1} \exp[-E(f)/T] \quad (4.1)$$

Em que T é a temperatura, Z é o fator de normalização e $E(f)$ é a função de energia posterior $E(f) = U(f)/T + U(l|f)$, onde $U(f)$ e $U(l|f)$ são respectivamente a energia anterior e a energia de aproximação.

Assim, o reconhecimento de lado do retângulo pode ser encarado como o seguinte problema de otimização: para um dado L , $\arg \max P(f_i|l_i)$ para cada l_i é encontrado por $\arg \min E(f)$, ou seja, minimizar a função de energia vai maximizar a probabilidade definida na equação 4.1.

Maximizar esta probabilidade vai dar a máxima estimativa posterior de potenciais lados de retângulos na imagem de bordas. A função de energia $E(f)$ é minimizada enquanto cada f_i é convergido para 0 ou 1. A função E consiste nos quatro termos a seguir:

$$E_1 = \alpha_1 \sum_{i=1}^n \sum_{j \in N(l_i)} f_i f_j D(i, j) \quad (4.2)$$

$$E_2 = \alpha_2 \sum_{i=1}^n \left(\frac{f_i}{LEN_i} \times AVGLEN \right) \quad (4.3)$$

$$E_3 = -\alpha_3 \sum_{i=1}^n (f_i \ln f_i + (1 - f_i) \ln(1 - f_i)) \quad (4.4)$$

$$E_4 = \alpha_4 \sum_{i=1}^n \sum_{j \in N(l_i)} f_i f_j \left\{ H(i, j) \times \min_{k \in (N(l_i) \cap N(l_j))} \frac{D(k, i) + D(k, j)}{f_k} + (1 - H(i, j)) \times \min_{k \in (N(l_i) \cap N(l_j))} \frac{D(k, i)}{f_k} \right\} \quad (4.5)$$

Onde α_1 , α_2 , α_3 e α_4 são constantes positivas que controlam as contribuições de cada termo individual da função de energia. *AVGLEN* é o comprimento médio do conjunto de segmentos L :

$$AVGLEN = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n LEN_i$$

E_1 apoia o agrupamento de segmentos próximos uns dos outros. E_2 favorece segmentos longos. E_3 é a entropia da configuração f_i , empurrando os f_i para 0 ou 1. Por fim, E_4 favorece dois segmentos vizinhos, ambos próximos de um dos seus vizinhos em comum.

Os f_i são todos inicializados em 0.5 e a energia é gradualmente reduzida usando um algoritmo gradiente descendente com uma esquema de aprendizado.

$$f_{i(t+1)} = f_{it} - \mu_t \nabla E$$

$$\mu_{(t+1)} = \mu_t - \beta$$

em que μ é um parâmetro de passo positivo, que influencia na taxa de convergência, β é uma pequena constante que faz o tamanho do passo diminuir a cada iteração, e ∇E é o gradiente de E .

Minimizando a energia, os segmentos de L cujo $f_i \simeq 1$ são selecionados como lados de objetos retangulares desconhecidos. Se faz necessário, então, um sistema que utilize as informações espaciais das linhas escolhidas para agrupar as linhas selecionadas em seus respectivos retângulos.

O sistema de vizinhanças foi construído para prover estas informações espaciais. Após rotulados os segmentos de linha, é feita uma busca em seus segmentos vizinhos a fim de formar retângulos integrados. Dado um segmento de linha l , marcado como pertencente a um retângulo, serão selecionados outros três segmentos também marcados da sua vizinhança, um dos quais será paralelo e os outros dois

perpendiculares à linha, para formar um retângulo. Como última confirmação, os três segmentos devem ser vizinhos uns dos outros.

Com o esquema acima descrito, é possível reconhecer objetos retangulares em imagens coloridas agrupando segmentos de linha de quatro em quatro.

4.3.3 Escolha do Retângulo que Representa a Tela

A escolha do retângulo que representa a tela do monitor utiliza critérios criados através da análise das propriedades geométricas de uma tela de TV e de características da captura das imagens. O retângulo é escolhido como tela de TV caso:

- não esteja nas bordas da imagem
- tenha uma razão de aspecto próxima da dos monitores
- tenha formato retangular
- preencha mais que 30% da imagem

O motivo para a tela estar nos limites da imagem é a foto ser composta inteiramente pela tela. Este caso é evitado porque estas condições de captura são muito exigentes e há o risco grande de que uma parte da tela seja perdida caso a distancia entre a tela e a câmera sofram uma variação. Além disso, o diferencial do método aqui explicado é conseguir capturar a tela de um monitor em um ambiente qualquer. Capturar somente a tela rende o método inútil.

Monitores têm uma relação de aspecto muito específica. Superando a 4/3, desde 2009 a relação de aspecto mais comum em monitores e telas de TV é de 16/9, assim como a razão inversa 9/16 é a mais comum em celulares. Isso se deve em parte por ser o formato padrão de imagens em HDTV, Full HD e transmissão de TV digital e analógica [fonte]. Assim, a fim de evitar falsos positivos, o método descarta, dentre os objetos encontrados, os que não tiverem uma relação de aspecto próxima dos monitores que estão sendo estudados.

A fim de garantir que o objeto encontrado realmente tem formato retangular, suas diagonais são medidas e comparadas. Devido às instabilidades na captura ou

próprias da câmera, é comum que as diagonais não tenham o mesmo tamanho exato, mas elas devem estar dentro de uma margem de segurança.

Para este trabalho é considerado que a tela, embora não possa ser a única coisa na imagem, precisa ser grande o suficiente para que seja possível extrair informações dela. Para isso, é necessário que a tela ocupe um espaço mínimo da imagem. Com isto em mente, a área dos objetos retangulares é calculada e comparada com o tamanho da imagem, a fim de descartar os que têm área abaixo da mínima.

O resultado da seleção deve ser apenas retângulos de tamanho considerável e com a relação de aspecto próxima à de TVs e monitores. Com isto, se faz necessário um critério de verificação para que o retângulo que mais se assemelha à tela seja o escolhido como verdadeiro. O critério é baseado no de [kastelan]. Neste trabalho, assume-se que, caso seja encontrado mais de um retângulo, os dois maiores retângulos encontrados ao final do processo representam as bordas da tela e do monitor. Portanto, o segundo maior retângulo é escolhido como tela. Caso só seja encontrado um retângulo, ele é escolhido como tela. Caso os critérios de seleção não deem como resposta um retângulo, a resposta do método é que nenhum retângulo que representa a tela foi encontrado.

4.3.4 Redimensionamento

Encontrado o trecho da imagem que representa a tela, se faz necessário separá-lo e colocá-lo em um formato que possa ser utilizado futuramente. Para isto, este trecho da imagem é transformado em uma imagem retangular do mesmo formato da origem. A dificuldade desta transformação está no fato que a a tela na imagem pode ter as mais diversas formas, seja devido a dificuldades na captura como a características inerentes à câmera utilizada. Ela pode não ter a forma perfeitamente retangular ou ter uma orientação diferente. As imagens de referência, por outro lado, têm formato bem definido e são perfeitamente horizontais. A transformação se dá em duas fases: a rotação da imagem e o redimensionamento. A rotação visa transmitir o conteúdo de uma imagem quadrangular qualquer $A'B'C'D'$ para um retângulo perfeitamente regular $ABCD$. O problema é encontrar a qual parte $G'(x', y')$ da região retangular pertence cada parte $G(x, y)$ do retângulo transformado.

FIGURA MOSTRANDO O TRECHO DA IMAGEM A'B'C'D' COM O PONTO G' E O CORRESPONDENTE ABCD E G

Dado que o retângulo transformado tem tamanho (col_r, lin_r) , que a região da imagem $A'B'C'D'$ é delimitada pelos pontos $A' = (x_{a'}, y_{a'})$, $B' = (x_{b'}, y_{b'})$, $C' = (x_{c'}, y_{c'})$ e $D' = (x_{d'}, y_{d'})$, podemos definir as variações dependentes de x como $dx1 = \frac{x_{b'} - x_{a'}}{col_r}$ e $dy1 = \frac{y_{b'} - y_{a'}}{col_r}$. As variações dependentes de y são $dx2 = \frac{x_{c'} - x_{a'}}{lin_r}$ e $dy2 = \frac{y_{c'} - y_{a'}}{lin_r}$.

Assim, um ponto $G(x, y)$ no retângulo transformado tem valores iguais a um ponto $G'(x', y')$ na imagem, segundo as equações:

$$x = y_{a'} + dy1(x') + dy2(y')$$

$$y = x_{a'} + dx1(x') + dx2(y')$$

O redimensionamento visa dar à imagem da tela o tamanho de uma imagem de referência, preparando-a para ser comparada com as imagens de referência. Esta é uma etapa necessária, como pode ser visto na subseção que fala das métricas de desempenho. Ele é feito através da interpolação bilinear, que é uma técnica de interpolação de funções de duas variáveis, o que a faz muito interessante para interpolar imagens. Ela funciona interpolando linearmente as funções em uma direção e depois em outra. Supondo que se queira saber o valor da imagem na posição $I(x, y)$ e sabidos os valores nas posições $I(x_1, y_1)$, $I(x_1, y_2)$, $I(x_2, y_1)$ e $I(x_2, y_2)$, é encontrado o valor aproximado da imagem interpolando primeiramente no eixo x através das equações:

$$I(x, y_1) = \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} I(x_1, y_1) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} I(x_2, y_1)$$

$$I(x, y_2) = \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} I(x_1, y_2) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} I(x_2, y_2)$$

E, após isso, interpolar os valores encontrados no eixo y , através da equação:

$$I(x, y) = \frac{y_2 - y}{y_2 - y_1} I(x, y_1) + \frac{y - y_1}{y_2 - y_1} I(x, y_2)$$

Com esta técnica, é possível obter uma aproximação do trecho da tela da TV ou monitor presentes na imagem capturada, do tamanho e formato necessários para a avaliação de desempenho.

4.3.5 Métricas de Desempenho

Este método utiliza três técnicas para avaliar seu desempenho em selecionar acertadamente o trecho da imagem que representa a tela. Estas técnicas comparam a imagem obtida, após rotacionada e redimensionada, com uma imagem de referência de mesmo formato e tamanho. Elas são:

- LAE (Least Average Error)

O método LAE divide a imagem de teste e a de referência em regiões consideradas atômicas. Ele compara cada região na imagem de teste com a região correspondente na imagem de referência, portanto necessitando que as duas imagens tenham o mesmo tamanho e formato. A fim de reduzir o erro induzido por diferenças na iluminação, primeiramente as imagens são normalizadas utilizando a normalização estatística padrão. Dada uma imagem A , sua média μ_A e seu desvio padrão σ_A são calculados e a imagem normalizada A_n é dada pela equação 4.6:

$$A_n = \frac{A - \mu_A}{\sigma_A} \quad (4.6)$$

Assim, a média e o desvio padrão são calculados pixel a pixel para cada um dos três canais da imagem (R, G e B) e suas dessimilaridades são computadas e acumuladas, segundo a equação 4.7:

$$D = \sum_{x,y} \sum_{c=R,G,B} \left| \frac{A(x,y) - \mu_A}{\sigma_A} - \frac{B(x,y) - \mu_B}{\sigma_B} \right| \quad (4.7)$$

- NCC (Normalized Cross-Correlation)

O método NCC é baseado na correlação cruzada para medir a similaridade entre duas imagens. Assim como no LAE, para diminuir o erros devido à diferença de iluminação, primeiramente as imagens são submetidas à normalização estatística padrão. A similaridade entre imagens normalizadas A_n e B_n é calculada segundo a equação 4.8:

$$S = \iint A_n(x, y) * B_n(x, y) dx dy \quad (4.8)$$

ou, na forma discreta:

$$S = \sum \sum A_n(x, y) B_n(x, y) \quad (4.9)$$

Sendo uma imagem normalizada segundo a equação:

$$A_n = \frac{A(x, y) - \mu_A}{\sqrt{\frac{1}{N} (\sum \sum A(x, y) - \mu_A)^2}} \quad (4.10)$$

em que N é o número de pixels da imagem A , podemos calcular a similaridade entre duas imagens A e B segundo a equação 4.11:

$$S = \frac{\sum \sum (A(x, y) - \mu_A)(B(x, y) - \mu_B)}{\sqrt{\sum \sum (A(x, y) - \mu_A)^2} \sqrt{\sum \sum (B(x, y) - \mu_B)^2}} \quad (4.11)$$

- NCC-BB (Normalized Cross-Correlation using Blocks)

Este método foi criado para contornar um prolema encontrado pelo método NCC: sua pontuação depende do conteúdo da imagem, portanto tornando difícil a tarefa de escolher um limiar de similaridade que respondesse bem a qualquer imagem. Nele, é calculada a similaridade relativa entre as imagens. A ideia deste método é dividir cada imagem em um certo número de blocos menores e computar a correlação cruzada em cada um destes blocos, ao invés de na imagem toda. Primeiramente, a imagem de referência é dividida nestes blocos e é calculada a sua similaridade com uma imagem considerada correta. Estes valores de similaridade são então guardados como um conjunto de valores padrão S_{padrao} . Após isto, para cada imagem de teste submetida ao método, é feito o cálculo da similaridade em cada um dos seus blocos e os valores são comparados com os encontrados em cada região e somados para compor o valor de similaridade relativa. Sendo $S_{A,B}$ a similaridade entre as imagens A e B , a similaridade relativa pode ser calculada através da equação 4.12

$$S = \max_{blocos} |S_{A,B} - S_{padrao}| \quad (4.12)$$

Chapter 5

Resultados Experimentais

5 - Resultados experimentais: mostrar o ambiente de testes, em detalhes, apresentar, comentar e analisar os resultados experimentais e escolher a melhor métrica;

passo a passo dos experimentos realizados

recursos utilizados (hardware, software, tempo) obtenção da base de dados escolha das imagens de referencia captura das imagens condições de captura primeira base segunda base (camara escura. ambiente controlado) como isso é uma contribuição extração do conteúdo (metodologia explicada no capitulo anterior. falar resumidamente) comparações feitas resultados discussão o que funcionou melhor? o que funcionou mal? melhor metrica de desempenho?

Chapter 6

Conclusões

6 - Conclusões: fechar o trabalho, mostrar as vantagens e sugerir trabalhos futuros.

Appendix A

Algumas Demonstrações