

RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DE ALVOS

Christiane Nogueira de Carvalho Kokubum
Antonio Maria Garcia Tommaselli

Universidade Estadual Paulista – UNESP
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Departamento de Cartografia
Rua Roberto Simonsen, 305 – CP 467
19060-900 - Presidente Prudente - S.P.
{kokubum, tomaseli}@prudente.unesp.br

RESUMO

Um dos processos fundamentais em Fotogrametria é a identificação e medição automática de alvos em uma ou mais imagens para a posterior obtenção de coordenadas 3D. O sistema de reconhecimento descrito neste trabalho foi proposto para o reconhecimento de alvos projetados por um sistema de reconstrução com luz estruturada, recentemente desenvolvido, denominado 3DScan. O objetivo deste trabalho é apresentar os algoritmos implementados em linguagem C/C++ para o reconhecimento e localização automáticos de alvos projetados, em imagens tomadas à curta-distância (luz-estruturada). Para o reconhecimento de tais padrões, duas diferentes técnicas estão sendo comparadas: o *template matching* e a assinatura. Neste projeto, três diferentes funções de correlação foram comparadas: correlação cruzada, covariância cruzada e variante da covariância cruzada. Os resultados mostram que a técnica de correlação funciona para imagens com pequenas distorções radiométricas e geométricas sendo necessário complementar o processo com uma análise do contexto.

ABSTRACT

One of the most important processes in photogrammetry is the identification and measurement of targets in single images or in stereopairs aiming the computation of 3D coordinates. The recognition system described in this paper was proposed to identify projected targets with a structured light system named 3DScan. The goal of this paper is to present the algorithms developed to the automatic recognition and location of projected targets in close range environments. Two different methods were compared: template matching and signature. In this work, three functions of correlation were used: cross-correlation, cross covariance and modified cross covariance. The results show that the correlation is effective for images with little radiometric and geometric distortions being required and additional step of context analysis for quality control.

1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Um dos processos fundamentais em Fotogrametria é a identificação e medição automática de alvos em uma ou mais imagens. As feições naturais ou pontos pré-sinalizados registrados nas imagens são fundamentais para a reconstrução 3D da cena. O problema de reconstrução 3D da superfície pode ser resolvido a partir de métodos passivos ou ativos.

Dentre os mais conhecidos métodos passivos, encontra-se o processo estereofotogramétrico, equivalente à visão estéreo na área de computação. Esta reconstrução passiva pode ser realizada de duas maneiras: com um sensor óptico em movimento para determinar a posição relativa na cena ou com mais sensores ópticos com posições conhecidas.

Dentre os ativos, encontra-se o método baseado no conceito de luz estruturada. Neste caso, uma câmara é

substituída por uma fonte de luz, que projeta um conhecido padrão de luz na cena medida.

Para identificação e medição de alvos, um dos métodos mais utilizados é o *template matching*. Achar um *template* na imagem vincula detecção, localização precisa e verificação. Para a detecção ou reconhecimento, podem ser usados os métodos de correlação. A correlação mede a similaridade de uma máscara de referência com uma janela de busca utilizando uma função de correlação. A localização precisa pode ser feita pelo método de correlação por mínimos quadrados, que procura refinar a correspondência pela estimação dos parâmetros de transformação radiométricos e geométricos entre duas janelas, de acordo com o critério de erro dos mínimos quadrados. Os problemas encontrados nestes métodos estão relacionados à iluminação não adequada, às distorções nos padrões causadas pela projeção perspectiva, ruídos e determinação do melhor tamanho da janela.

Outro método que pode ser utilizado para a detecção dos padrões é o método de correspondência baseado em feições. Nesta classe de métodos determina-se a correspondência a partir de características (ou feições) que descrevem os alvos. Um método desta classe é a correspondência por assinatura. Neste método procura-se estabelecer uma representação funcional unidimensional da fronteira do alvo e compará-la com um padrão. Há várias maneiras de se adquirir uma assinatura. Uma das mais fáceis de obtê-la é a partir do gráfico da distância do limite ao centróide em função do ângulo. Esta assinatura não varia em relação à translação, mas depende da rotação e mudança de escala. A eficácia deste processo depende dos operadores que serão utilizados para a etapa de extração de feições.

2 OBJETIVO

Este trabalho tem como objetivo apresentar métodos de determinação de correspondência entre imagens de alvos projetados e discutir alguns resultados.

3 MÉTODOS

Neste trabalho foram estudados os métodos de correspondência por correlação e por assinatura.

3.1 Imagem digital e templates projetados

Os templates foram gerados automaticamente a partir da implementação de um programa em Linguagem C/C++, para gerar conjuntos únicos de padrões, estabelecidos anteriormente. Inicialmente foram definidos os templates primitivos, cujas formas deveriam privilegiar a existências de quinas, que poderiam ser usadas como pontos com localização precisa. Os templates primitivos (Figura 1), foram combinados em matrizes, gerando-se uma malha, a partir da qual foi gerado um fotolito que foi projetado em uma cena, usando o sistema de luz estruturada denominado 3Dscan, desenvolvido por Tommaselli (1996).



Figura 1 - Templates primitivos.

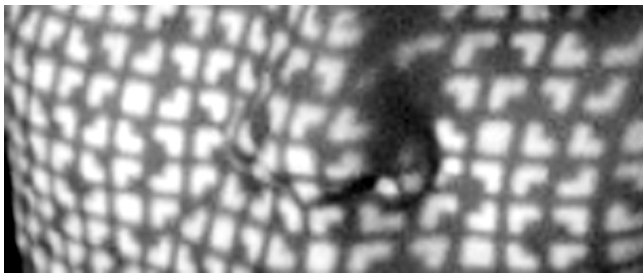


Figura 2 – Imagem dos padrões projetados sobre uma superfície.

Na Figura 2 mostra-se um fragmento de uma imagem obtida com a câmara digital KodakDX3500. Trata-

se de uma face humana, iluminada com os padrões criados. Pode-se verificar as significativas distorções nos padrões, o que torna o problema de reconhecimento bastante complexo.

3.2 Métodos de correspondência baseados em área

3.2.1 Correlação

Segundo Andrade (1998), no método de correlação compara-se a distribuição de níveis de cinza de uma matriz de amostra de uma das imagens a uma matriz de busca na imagem homóloga e determina-se, a partir da função desejada, um valor para cada posição da primeira matriz. A partir deste valor, observa-se qual a matriz tem a maior probabilidade de ser a homóloga à matriz de amostra.

Algumas das funções utilizadas para a realização da correlação são: correlação cruzada (Equação 1), covariância cruzada (Equação 2) e variante da covariância cruzada (Equação 3). O maior valor do coeficiente de correlação, neste intervalo, corresponde à melhor correlação.

Na equação 1 e 2, a melhor correlação está relacionada com o maior valor do coeficiente de correlação. Na equação 3, é a mesma situação, porém, o coeficiente de correlação varia de -1 a 1.

$$\rho = \frac{1}{r_x r_y} \sum_{i=0}^{r_x-1} \sum_{j=0}^{r_y-1} g_r(i, j) g_p(i + \alpha, j + \beta) \quad (1)$$

$$\rho = \frac{1}{r_x r_y} \sum_{i=0}^{r_x-1} \sum_{j=0}^{r_y-1} [g_r(i, j) - \bar{g}_r] [g_p(i + \alpha, j + \beta) - \bar{g}_p] \quad (2)$$

$$\rho = \frac{\sigma_{rp}}{\sigma_r \sigma_p} = \frac{\sum (g_r - \bar{g}_r)(g_p - \bar{g}_p)}{\sqrt{\sum (g_r - \bar{g}_r)^2 \sum (g_p - \bar{g}_p)^2}} \quad (3)$$

Onde:

ρ - é o coeficiente de correlação;

σ_{rp} - é a covariância entre as janelas de referência e de pesquisa;

σ_r - é o desvio-padrão da janela de referência;

σ_p - é o desvio-padrão da janela de pesquisa;

\bar{g}_r - é a média dos valores de brilho da janela de referência;

\bar{g}_p - é a média dos valores de brilho da janela de pesquisa.

r_x, r_y - é a dimensão da janela de referência;

i, j - é a posição do pixel;

α, β - é o deslocamento da posição do pixel na janela de pesquisa.

3.2.2 Correlação pelo método dos mínimos quadrados

Segundo Andrade (1998), a correlação pelo método dos mínimos quadrados tem como objetivo

procurar o menor valor para o somatório dos quadrados das diferenças entre os níveis de brilho entre as imagens de referência e de pesquisa, isto é, refinar a solução obtida inicialmente pela correlação baseada em área. Este método será usado para refinar a correlação dos *templates* com os padrões projetados e encontrar as coordenadas subpixel das quinas dos alvos.

Segundo Gruen (1996), a equação fundamental para o processo de correlação pelo método dos mínimos quadrados é dada por:

$$f(x, y) - e(x, y) = g(x, y) \quad (4)$$

Onde:

$f(x, y)$ - é a função bidimensional discreta que representa os níveis de cinza da janela de referência;

$g(x, y)$ - é a função bidimensional discreta que representa os níveis de cinza da janela de pesquisa;

$e(x, y)$ - é o erro advindo dos ruídos.

Sendo a Equação 4 não linear, esta pode ser reescrita como:

$$f(x, y) - e(x, y) = g^0(x, y) + \frac{\partial g^0(x, y)}{\partial x} dx + \frac{\partial g^0(x, y)}{\partial y} dy \quad (5)$$

$$dx = \frac{\partial x}{\partial p_i} dp_i \quad dy = \frac{\partial y}{\partial p_i} dp_i$$

Onde:

$g^0(x, y)$: é a aproximação inicial da posição $g(x, y)$;

p_i - são os parâmetros de transformação que serão obtidos posteriormente.

Segundo Gruen (1996), aplica-se uma transformação geométrica para compatibilizar $f(x, y)$ e $g(x, y)$. Para isso, assume-se que a superfície referente às janelas de correspondência seja aproximadamente plana e, conseqüentemente, a correspondente imagem pode ser descrita por uma transformação projetiva entre os espaços imagem e objeto. Como a área referente às janelas de pesquisa e de referência é muito pequena, a transformação projetiva pode ser aproximada por uma transformação afim. Portanto, a equação 5 pode ser reescrita como:

$$f(x, y) - e(x, y) = g^0(x, y) + g_x da_1 + g_x x_0 da_2 + g_x y_0 da_3 + g_y da_4 + g_y x_0 da_5 + g_y y_0 da_6 + r_s + g^0(x, y) r_e \quad (6)$$

Onde:

r_s - é o fator de deslocamento radiométrico;

r_e - é o fator de escala;

g_x, g_y - são os gradientes em x e y ;

$da_{11}, da_{12}, da_{21}, db_{11}, db_{12}, db_{21}$ - são os parâmetros da transformação geométrica.

A estimação do modelo matemático deve acomodar os parâmetros suficientes para realizar uma boa modelagem das distorções radiométricas e geométricas para não ocorrer o problema de superparametrização. Isto quer dizer que o modelo a ser escolhido deve conter apenas os parâmetros que poderão ser determinados porque, caso contrário, estes dados trarão um efeito negativo ao resultado, deteriorando a qualidade do mesmo.

Esta técnica foi implementada mas os testes finais ainda estão sendo realizados, razão pela qual não será discutida em detalhes neste trabalho.

3.3 Correlação baseada em feições

Este método de correlação ganhou popularidade na área de Visão Computacional no fim da década de 70 quando os pesquisadores perceberam que a habilidade humana é melhor na detecção de bordas do que na distribuição de níveis de cinza em estereopares. Ao contrário da correlação por área, que usa os níveis de cinza, este método de correlação baseia-se em entidades extraídas da imagem original em níveis de cinza (ou cores). Estas entidades podem ser feições, bordas ou regiões. Um exemplo, deste tipo de método de correlação, é o da assinatura.

3.3.1 Método da Assinatura

Segundo Gonzales (2000), assinatura é uma representação funcional unidimensional de uma fronteira. Há várias maneiras de se determinar a assinatura de um alvo. Uma das mais fáceis de obtê-la é a partir do gráfico da distância do limite ao centróide em função do ângulo (Figura 3). Esta assinatura não varia em relação à translação, mas depende da rotação e mudança de escala.

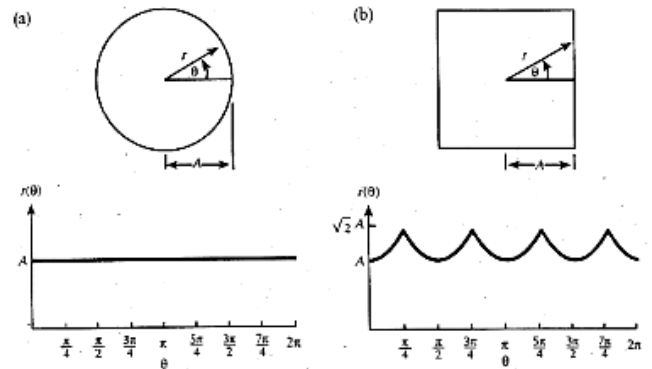


Figura 3 – (a) e (b) Duas fronteiras e suas respectivas assinaturas (Fonte: GONZALES, 2000).

Segundo Sonka (1998), a assinatura pode ser obtida como uma sequência das distâncias dos contornos normais. Estas distâncias são calculadas para cada elemento da fronteira como uma função da distância, isto é, para cada ponto pertencente à fronteira são traçadas a sua tangente e a sua normal até que a normal intercepte o outro lado da fronteira (Figura 4). Como as assinaturas são sensíveis a

ruídos, uma suavização na fronteira é necessária para redução destes.

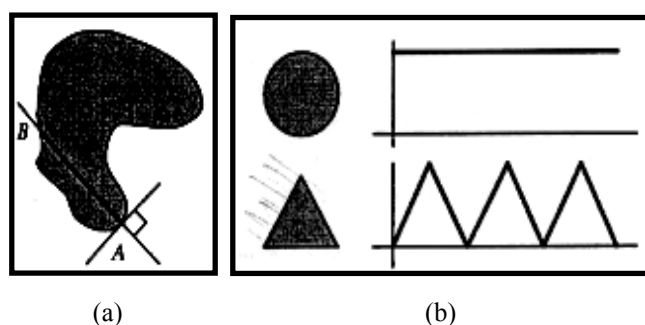


Figura 4 – Assinatura: (a) Construção (b) Assinaturas para um círculo e um triângulo (Fonte: SONKA, 1998).

Os problemas encontrados por este método estão relacionados à determinação do ponto inicial e a mudança de amplitude advinda dos diferentes tamanhos dos padrões. O problema em determinar o ponto inicial está relacionado com padrões idênticos que variam com a rotação. Como este ponto é determinado pela maior distância do centróide ao ponto pertencente a fronteira, algumas assinaturas geradas serão idênticas. Isto pode ser observado na Figura 5 em que os padrões B e E e C e D geram as mesmas assinaturas.

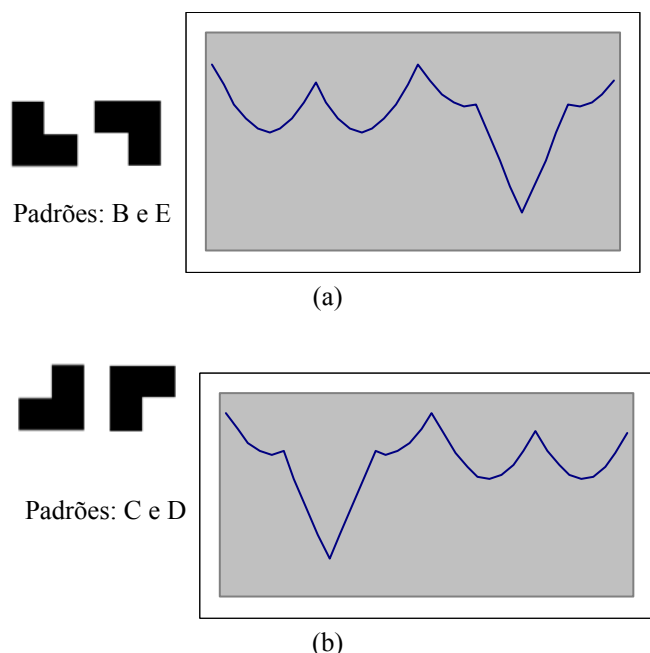


Figura 5 – Padrão com diferentes rotações e idênticas assinaturas.

As etapas para criação da assinatura e a verificação dos resultados são apresentados no fluxograma da figura 6.

A correspondência é determinada pela comparação de dois tipos de assinaturas: as assinaturas dos padrões geradas anteriormente que estão armazenadas e as assinaturas dos padrões que são obtidas a partir das etapas mencionadas na Figura 6.

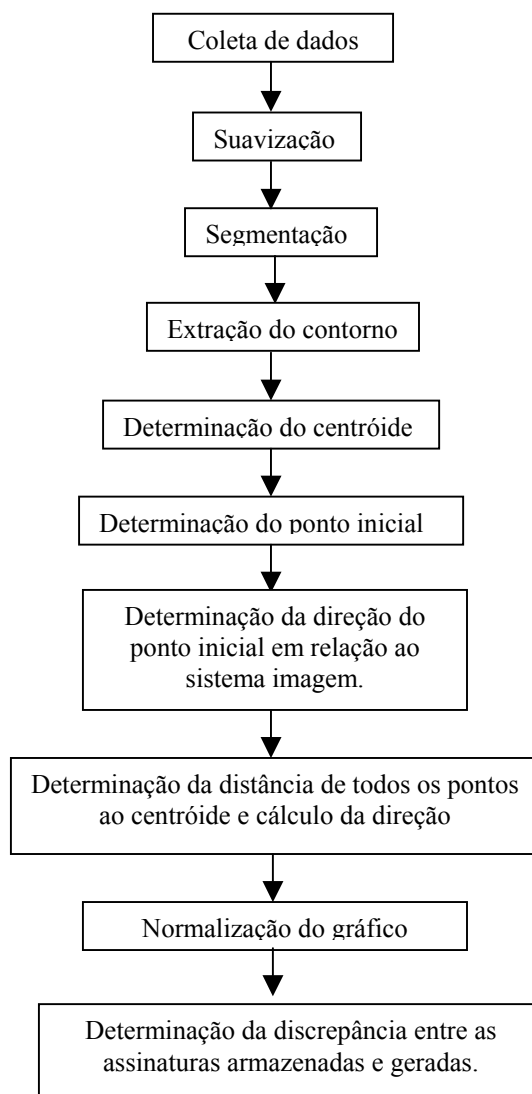


Figura 6 – Etapas para a determinação da assinatura e correspondência com o modelo armazenado.

Para o melhoramento das imagens devido a diferença de iluminação da imagem e alguns ruídos, realizou-se uma suavização. Os filtros de suavização possuem como objetivo reduzir os ruídos e os excessos de detalhes na imagem, repercutindo em falsas bordas nas mesmas. O método usado, neste trabalho, foi a suavização com preservação de bordas ou mediana com análise de variância.

A extração de feições consiste em três etapas: detecção de bordas, limiarização e afinamento utilizando o método de supressão não-máxima.

Para a detecção de bordas usando o método de Nevatia e Babu, pois testes anteriores realizados por Artero (1999) mostraram que este operador apresenta bons

resultados, principalmente na presença ruídos na imagem a ser processada. Outros filtros de detecção de bordas também podem ser empregados, como os de Sobel ou o de Canny.

A etapa de limiarização é utilizada para eliminar algumas bordas detectadas que apresentam uma baixa magnitude. Foi empregado o método de Otsu, que é baseado na análise discriminante e o valor do limiar é obtido supondo que os pixels da imagem podem ser classificados em objeto e fundo.

Na etapa de afinamento, a espessura da borda é reduzida a 1 pixel, para permitir a correta definição da fronteira para a geração da assinatura. Emprega-se o método de supressão não-máxima que analisa a vizinhança perpendicularmente à direção da borda, e preserva apenas o pixel de maior magnitude entre todos os pixels vizinhos, eliminando os demais.

O centróide é determinado a partir da média aritmética de todos os pontos pertencentes à fronteira. Para o caso de padrões que não variam em relação a rotação, o ponto inicial pode ser obtido a partir da maior distância do centróide ao ponto pertencente a fronteira. Como os padrões estabelecidos são idênticos e alteram apenas em relação a rotação, o cálculo do ponto inicial é realizado a partir do menor valor de x. Os pontos iniciais de cada padrão podem ser observados na Figura 7.



Figura 7 – Pontos iniciais dos padrões utilizados.

A direção é calculada pela fórmula dos cossenos já que são conhecidas as coordenadas de dois pontos da fronteira e as coordenadas do centróide.

A determinação da rotação em relação ao sistema imagem é necessária devido aos quatro padrões B-E e C-D serem idênticos e variarem apenas por rotações de 90°.

Como alguns padrões são distorcidos e, portanto, podem possuir tamanhos diferentes, uma normalização é realizada, dividindo toda a amostra da assinatura pela sua variância. O gráfico é criado a partir da distância do centróide ao ponto na fronteira em relação ao ângulo.

Para determinação da discrepância entre as assinaturas geradas e armazenadas, serão usados os erros métricos mencionados por Mustafa (1999). Estes erros são:

Erro de distância: mede a distância entre duas distribuições espaciais das assinaturas. Valores próximos a zero indicam que as distribuições possuem o mesmo valor médio e são distribuídas ao redor dos mesmos pontos de frequência. Os valores próximos a unidade referem-se a distribuições de diferentes frequências. Este erro é calculado por:

$$\varepsilon(S_1, S_2) = \frac{1}{c_n} |\mu_1 - \mu_2| \quad (7)$$

Onde:

S_1, S_2 - são as assinaturas a serem comparadas;

c_n - é a constante de normalização;

μ_1, μ_2 - são as médias das assinaturas.

Erro na forma: mede a diferença de variância entre as assinaturas. Valores próximos a zero indicam que as formas de ambas as assinaturas são similares. Este erro é dado por:

$$\varepsilon(S_1, S_2) = \begin{cases} 0 & \sigma_1 = \sigma_2 = 0 \\ \frac{|\sigma_1 - \sigma_2|}{\sigma_1 + \sigma_2} & \end{cases} \quad (8)$$

Onde:

σ_1, σ_2 - são os desvios-padrão da distribuição;

Erro de dispersão: mede a diferença de dispersão da distribuição entre duas assinaturas em relação à média. Valores próximos a zero indicam que as assinaturas são similares. Este erro é dado por:

$$\varepsilon(S_1, S_2) = \frac{|\lambda(S_1, \bar{\sigma}) - \lambda(S_2, \bar{\sigma})|}{\lambda(S_1, \bar{\sigma}) + \lambda(S_2, \bar{\sigma})} \quad (9)$$

$$\lambda(S, \bar{\sigma}) = \sum_{k=\mu-\bar{\sigma}}^{k=\mu+\bar{\sigma}} S_k \quad \text{e} \quad \bar{\sigma} = \frac{1}{2}(\sigma_1 + \sigma_2)$$

Erro de correlação: mede a correlação entre as duas assinaturas. Valores próximos a zero indicam forte correlação e conseqüentemente grande similaridade. O erro na correlação unidimensional é calculado pela expressão (10):

$$\varepsilon(S_1, S_2) = 1 - \left| \frac{\sum (S_1 - \mu_1)(S_2 - \mu_2)}{\sqrt{\sum (S_1 - \mu_1)^2} \sqrt{\sum (S_2 - \mu_2)^2}} \right| \quad (10)$$

Para padrões que são idênticos e diferem apenas em rotação, os três primeiros erros métricos não podem ser comparados, já que possuirão os mesmos resultados. Portanto, para estes padrões, somente o erro de correlação poderá informar se são os mesmos alvos.

4 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Os métodos de correlação são empregados após a segmentação, isto é, rotulam-se os alvos projetados e compara-se cada alvo com um conjunto de templates pré-definidos. Este procedimento é eficiente porque evita a busca de vários templates por toda a imagem, procedimento que é pouco confiável, devido às várias respostas diferentes para o mesmo tipo de alvo. Além disto, o custo computacional seria muito elevado.

Na tabela 1 mostra-se os resultados do processo de correlação usando a função covariância modificada (eq. 3), que se mostrou mais eficiente, neste caso.

Tabela 1 Coeficientes de correlação resultantes da comparação de imagens de alvos projetados em relação a *templates* sintéticos.











Template Imagem segmentada					
	0.999	0.756	0.755	0.758	0.755
	0.735	0.967	0.439	0.470	0.472
	0.709	0.407	0.934	0.407	0.407
	0.753	0.457	0.476	0.989	0.476
	0.762	0.476	0.470	0.476	0.998

Tabela 2 Correlação com alvos rotacionados.

Imagens segmentadas com rotação de 1°					
	0.997	0.761	0.767	0.745	0.749
	0.228	0.923	0.035	0.273	-0.037
	0.705	0.407	0.932	0.389	0.404
	0.528	0.284	0.275	0.781	0.266
	0.262	0.189	-0.006	0.537	0.988
Imagens segmentadas com rotação de 3°					
	0.962	0.753	0.777	0.690	0.712
	0.703	0.897	0.485	0.405	0.424
	0.687	0.406	0.908	0.345	0.389
	0.722	0.451	0.496	0.761	0.431
	0.734	0.470	0.494	0.409	0.967
Imagens segmentadas com rotação de 6°					
	0.947	0.733	0.742	0.673	0.724
	0.710	0.832	0.526	0.380	0.459
	0.543	0.416	0.735	0.329	0.215
	0.614	0.419	0.465	0.756	0.362
	0.669	0.438	0.488	0.331	0.872

Na tabela 2 são apresentados os resultados obtidos com a função covariância cruzada modificada para alvos com distorção geométrica resultante de rotação. A imagem com os alvos projetados foi rotacionada de 1°, 3° e 6° para simular situações como a mostrada na figura 2, onde os alvos projetados aparecem distorcidos geometricamente. Na primeira coluna estão as imagens rotacionadas dos alvos e

nas demais células os coeficientes de correlação resultantes da comparação entre as imagens reais e os templates.

Pode-se verificar que houve acerto em todos os casos, embora alguns coeficientes referentes a alvos distintos sejam muito próximos, como destacado. Nestes casos, o processo deverá ser capaz de controlar a qualidade por meio de uma análise dos alvos vizinhos, eliminando falsas correspondências.

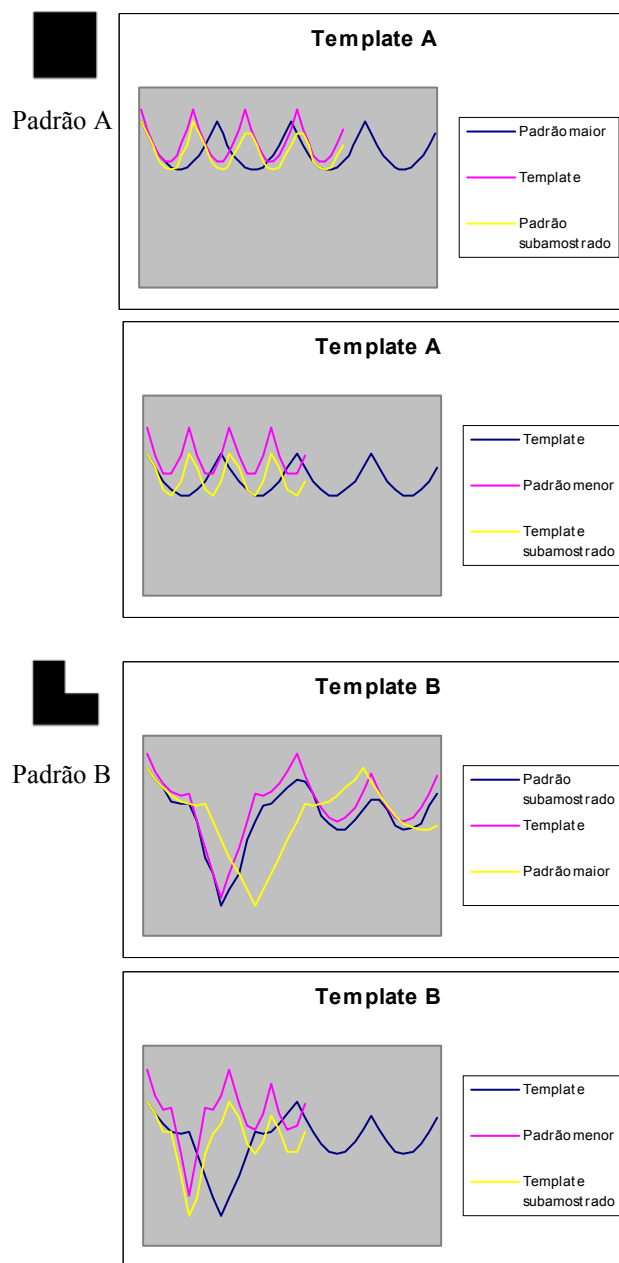


Figura 9 Assinaturas dos padrões A e B

O segundo método em estudo é o da assinatura. Na figura 9 podem ser vistos os alvos estudados e as diferentes assinaturas resultantes.

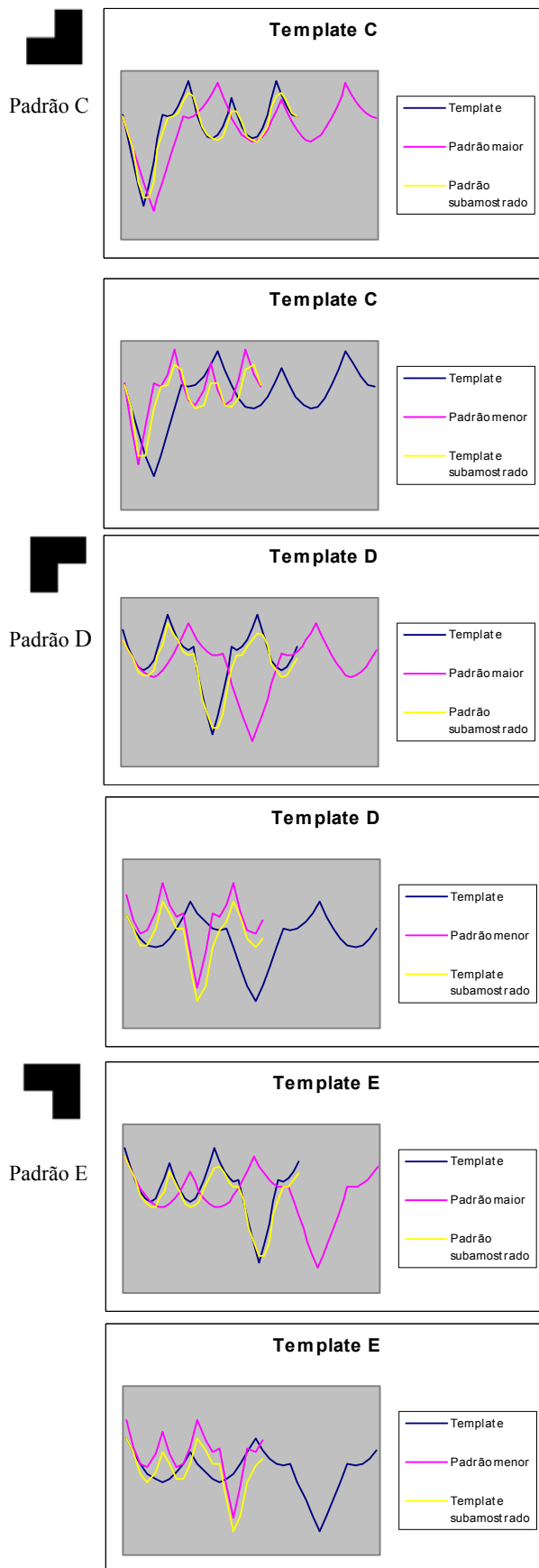


Figura 10 – Assinaturas dos padrões. C, D e E

As figuras 9 e 10 mostram as assinaturas

resultantes da aplicação da técnica mostrada na seção 3.3.1. São mostrados dois gráficos para cada tipo de alvo e cada gráfico contém três assinaturas. O gráfico superior mostra a assinatura do *template*, isto é, da figura geométrica sintética, a assinatura do padrão projetado e a assinatura do padrão sub-amostrado. Esta reamostragem da assinatura é necessária para colocar ambas as assinaturas com o mesmo número de pontos e permitir a comparação, usando os indicadores definidos nas equações (7), (8), (9) e (10). No gráfico inferior de cada *template* são apresentadas assinaturas do *template*, do padrão projetado e do *template* subamostrado. A diferença está na assinatura a ser subamostrada, o que depende do número de elementos.

Na figura 10 são mostrados também os mesmos tipos de assinatura, mas para outros alvos. Pode-se perceber a similaridade das assinaturas dos alvos após a reamostragem. O problema de compatibilização das assinaturas por meio de reamostragem é complicado, pois ao reamostrar pode-se perder informação. Nas figuras 9 e 10 podem ser vistos padrões nos quais os picos são achatados, em função da reamostragem. O ideal seria evitar a reamostragem de uma das assinaturas na frequência da outra e promover uma reamostragem de ambas a uma frequência mais alta. De acordo com o teorema de Shannon, seria necessário reamostrar a uma frequência de, no mínimo, 2 vezes a frequência original para evitar perdas. Esta possibilidade ainda será estudada e não foi implementada para este trabalho.

Tabela 3 - Erros nas assinaturas para *template* e alvo do mesmo tamanho.

Padrão		A	B	C	D	E
Alvo						
A	E_d	0.018	0.020	0.045	0.040	0.015
	E_f	0.054	0.058	0.123	0.111	0.044
	E_di	0.000	0.013	0.002	0.061	0.020
	E_c	0.000	0.033	0.038	0.033	0.033
B	E_d	0.020	0.021	0.046	0.042	0.016
	E_f	0.058	0.062	0.127	0.115	0.048
	E_di	0.013	0.000	0.016	0.047	0.034
	E_c	0.033	0.000	0.074	0.086	0.059
C	E_d	0.045	0.046	0.066	0.061	0.036
	E_f	0.123	0.127	0.190	0.179	0.113
	E_di	0.002	0.016	0.000	0.063	0.017
	E_c	0.038	0.074	0.000	0.047	0.051
D	E_d	0.040	0.042	0.061	0.058	0.032
	E_f	0.111	0.115	0.179	0.168	0.101
	E_di	0.061	0.047	0.063	0.000	0.081
	E_c	0.033	0.086	0.047	0.000	0.086
E	E_d	0.015	0.016	0.036	0.032	0.011
	E_f	0.044	0.048	0.113	0.101	0.034
	E_di	0.020	0.034	0.017	0.081	0.000
	E_c	0.033	0.059	0.051	0.086	0.000

E_d: Erro de distância;
E_di: Erro de dispersão;

E_f: Erro de forma;
E_c: erro de correlação.

Tabela 4 - Erros nas assinaturas para alvo de maior dimensão.

Padrão \ Alvo		A	B	C	D	E
A	E_d	0.042	0.041	0.021	0.024	0.045
	E_f	0.055	0.051	0.014	0.002	0.065
	E_di	0.027	0.040	0.056	0.098	0.006
	E_c	0.0000	0.034	0.036	0.031	0.032
B	E_d	0.042	0.040	0.021	0.024	0.045
	E_f	0.053	0.049	0.015	0.004	0.063
	E_di	0.018	0.032	0.050	0.092	0.001
	E_c	0.038	0.00	0.081	0.092	0.060
C	E_d	0.020	0.019	0.000	0.002	0.023
	E_f	0.028	0.032	0.097	0.086	0.018
	E_di	0.007	0.006	0.010	0.053	0.028
	E_c	0.037	0.067	0.000	0.047	0.047
D	E_d	0.026	0.025	0.005	0.009	0.030
	E_f	0.005	0.009	0.075	0.063	0.004
	E_di	0.036	0.022	0.038	0.024	0.056
	E_c	0.034	0.087	0.048	0.000	0.088
E	E_d	0.044	0.043	0.023	0.026	0.047
	E_f	0.063	0.059	0.006	0.005	0.073
	E_di	0.042	0.056	0.069	0.111	0.021
	E_c	0.034	0.059	0.056	0.084	0.000

E_d: Erro de distância; E_f: Erro de forma;
E_di: Erro de dispersão; E_c: erro de correlação.

Tabela 5 - Erros nas assinaturas para alvo de menor dimensão

Padrão \ Alvo		A	B	C	D	E
A	E_d	0.028	0.030	0.055	0.050	0.025
	E_f	0.240	0.243	0.304	0.293	0.230
	E_di	0.068	0.054	0.070	0.006	0.209
	E_c	0.000	0.040	0.033	0.040	0.040
B	E_f	0.031	0.033	0.058	0.053	0.028
	E_di	0.249	0.253	0.313	0.303	0.240
	E_c	0.207	0.220	0.098	0.034	0.187
	E_d	0.028	0.003	0.057	0.084	0.062
C	E_di	0.037	0.038	0.064	0.059	0.033
	E_c	0.267	0.270	0.330	0.320	0.257
	E_d	0.284	0.297	0.037	0.100	0.266
	E_f	0.035	0.081	0.006	0.051	0.061
D	E_c	0.042	0.044	0.069	0.065	0.039
	E_d	0.285	0.289	0.348	0.338	0.276
	E_f	0.174	0.187	0.123	0.060	0.159
	E_di	0.028	0.087	0.037	0.003	0.084
E	E_d	0.024	0.025	0.051	0.046	0.020
	E_f	0.226	0.230	0.291	0.280	0.216
	E_di	0.035	0.021	0.038	0.025	0.056
	E_c	0.028	0.062	0.039	0.087	0.003

E_d: Erro de distância; E_f: Erro de forma;
E_di: Erro de dispersão; E_c: erro de correlação.

As tabelas 3, 4 e 5 apresentam os resultados obtidos calculando-se os erros pelas equações (7), (8), (9) e (10). Na tabela 3 o *template* e o alvo têm ambos as mesmas dimensões e são observados pequenos erros, a maioria dos

quais nulos, quando há correspondência. Nas tabelas 4 e 6, o alvo possui dimensão diferente do *template* (maior o menor). Nestes casos, houve a necessidade de reamostrar uma das assinaturas, como discutido anteriormente. Os erros não são pequenos como no experimento cujos resultados são mostrados na tabela 3. Nas tabelas 4 e 5 pode-se notar que os erros resultantes da comparação das assinaturas são maiores e que o indicador mais confiável é o erro de correlação, que não falhou em nenhum dos casos estudados. Os demais erros mostraram-se pouco robustos, para os tipos de alvos estudados.

5 CONCLUSÕES

Neste trabalho foram apresentadas duas técnicas para a identificação de alvos projetados. Foram apresentados experimentos com dados reais e verificou-se que ambos os métodos possuem alguns problemas, falhando em alguns casos, o que mostra a necessidade de um controle de qualidade após a identificação, usando o contexto, ou seja os alvos vizinhos como referência.

As funções implementadas serão utilizadas na biblioteca de funções denominada UPTK (Unesp Photogrammetric ToolKit) que está sendo desenvolvida pelo Departamento de Cartografia da Unesp.

AGRADECIMENTOS

Os autores deste artigo gostariam de agradecer a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo apoio ao projeto na forma de bolsa de Mestrado.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDRADE, J. B. Fotogrametria. Curitiba. SBEE, 1998.

ARTERO, A.O., Técnicas para a extração automática de feições retas em imagens digitais. Dissertação de Mestrado, Curso de Pós Graduação em Ciências Cartográficas, Presidente Prudente, 1999, 117p.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E.; Processamento de Imagens Digitais. Tradução: Roberto Marcondes César Junior e Luciano da Fontoura Costa, Ed, Edgard Blücher, São Paulo, 2000, 509p.

GRUEN, A. Least Squares matching: a fundamental measurement algorithm. In: ATKINSON, K. B. Close range photogrammetry and machine vision. Department of Photogrammetry and Surveying, University College London. Whittles Publishing, 1996.

MUSTAFA, A. A. Y.; SHAPIRO, L.G.; GANTER, M.A. 3D object identification with color and curvature signatures. Pattern recognition, 1999, 339-355.

SONKA, M.; VAKLAV, H; BOYLE, R. Image processing, analysis, and machine vision. PWS PUBLISHING, 1998, 770p.