

RECONHECIMENTO DE OBJETOS BIDIMENSIONAIS USANDO MODELOS POLIGONAIS

PAULO CÉSAR CORTEZ¹
JOÃO MARQUES DE CARVALHO²

¹Departamento de Engenharia Elétrica - CT - UFC
cortez@dee001.ufpbcg.anpb.br

²Laboratório de Automação e Processamento de Sinais - LAPS
Departamento de Engenharia Elétrica
CCT - UFPB - Campus II
Caixa Postal 10105
58.109-970 - Campina Grande, PB, Brasil
joao@dee001.ufpbcg.anpb.br

Abstract. This work presents a method for recognition and location of 2D objects in digital images. This method utilizes features extracted from polygonal models of the objects, constructed by an algorithm described in previous work. The strategy used for recognizing the models, depends on whether the respective objects are isolated or superimposed in the image. An analytical discriminant function is used for this task, which expresses the accuracy of the matching between the features extracted from the objects and those extracted from the prototypes stored in the data base. Experimental results are presented for the method and conclusions are drawn.

1 INTRODUÇÃO

O desenvolvimento das tecnologias de computadores digitais particularmente a de integração de circuitos e de transdutores nas últimas duas décadas, permitiu aumentar enormemente o campo de suas aplicações. Simultaneamente progressos importantes foram obtidos na área de inteligência artificial, tornando possível construir máquinas com capacidade cada vez maior de se comunicar com o meio externo, e processar inteligentemente as informações recebidas através dos sensores para realizar determinadas tarefas [Frias-Guigoitia (1987)].

Inicialmente essas tarefas eram simples como por exemplo, leitura de fitas magnéticas, cartões, etc.. Depois surgiram tarefas mais complexas como por exemplo, ler caracteres manuscritos, reconhecer a voz de um locutor, detectar objetos numa fotografia, guiar veículos e mísseis, interpretar imagens médicas, analisar imagens aéreas e sísmicas, etc..

As principais aplicações de visão artificial na indústria se concentraram na inspeção automática e na manipulação robótica de partes. Dotar os robôs de visão, significa torná-los flexíveis o suficientes para realização de tarefas mais complexas e adaptar seu comportamento em função das tarefas, ou seja, transformá-los em polivalentes [Ayache (1983)].

As aplicações ligadas à inspeção e à manipulação automática, requerem, como primeira tarefa, reco-

nhecer e localizar precisamente, os objetos presentes na cena, isto é, realizar uma classificação de padrões ("pattern classification"). Segundo Ayache [Ayache (1983)], a complexidade desta tarefa depende da disposição espacial dos objetos na cena. A situação típica de um ambiente industrial é aquela de uma linha de montagem em que os objetos se encontram num plano horizontal fixo, ou em uma esteira rolante, com condições de iluminação que, em geral, podem ser controladas. A solução, do ponto de vista de visão, para uma situação desse tipo é na maior parte das vezes relativamente simples e consiste em fixar uma ou mais câmeras numa posição, de modo que a cena de interesse se encontre dentro de seu campo de visão. Nestas condições, o reconhecimento e a localização dos objetos podem ser feitos através de uma análise e classificação da cena em 2D apenas.

O trabalho aqui apresentado, propõe uma solução algorítmica para o problema descrito acima. O que significa dizer que o sistema desenvolvido permite reconhecer e localizar modelos de objetos em 2D nas cenas onde os objetos aparecem, isolados ou parcialmente oclusos, utilizando-se para tal de estratégias baseadas em modelos poligonais. A inclusão no problema de cenas nas quais os objetos se encontram em contato ou com oclusão parcial, requer um sério compromisso entre a flexibilidade do sistema de um lado, e a sua complexidade por outro

lado.

A seguir serão descritas as etapas envolvidas no reconhecimento de modelos de objetos bidimensionais, iniciando com a modelagem da cena, que aborda os diversos aspectos da modelagem dos contornos fechados e da extração dos atributos. Logo após é abordado a identificação e a localização de objetos, isolados ou parcialmente oclusos. Finalmente são apresentados resultados experimentais e algumas conclusões são tiradas a respeito do método apresentado.

2 RECONHECIMENTO DE MODELOS BIDIMENSIONAIS

O método aqui apresentado está intimamente ligado ao algoritmo de modelagem poligonal de objetos em 2D, já descrito em um trabalho anterior [Cortez-Carvalho (1992)]. Este algoritmo é o mesmo utilizado para modelar os protótipos que irão compor a base de dados do sistema de reconhecimento [Cortez (1992)].

Esta seção trata da metodologia empregada no processo de reconhecimento de modelos em 2D de objetos. No início é abordada a etapa de segmentação e modelagem da cena, entendida esta como sendo a imagem gradiente objeto do estudo (imagem de entrada), podendo conter um ou mais objetos, isolados ou sobrepostos. Em seguida é descrito o método usado no reconhecimento dos modelos de objetos isolados bem como a localização dos mesmos. Logo após é feita a descrição do reconhecimento dos modelos de objetos que se encontram parcialmente oclusos, utilizando-se para tal duas funções discriminantes diferentes, bem como a localização dos modelos reconhecidos.

2.1 Modelagem da Cena

Nesta etapa é realizada uma varredura da cena no sentido das linhas, do topo até o final da cena. Durante este processo, cada contorno fechado será modelado. Se no interior de um dado contorno existirem outros contornos fechados, representando furos na cena modelada, estes serão contados e terão os seus respectivos perímetros calculados. Após terminar este procedimento, cada um dos contornos fechados será submetido ao processo de reconhecimento que será descrito na próxima subseção.

Para realizar a modelagem de cada contorno fechado da cena é utilizado o mesmo algoritmo usado para modelar os protótipos de cada objeto durante a fase de construção da base de dados. Este algoritmo trabalha com a imagem gradiente, realiza as tarefas de segmentação, modelagem e extração de atributos

simultaneamente [Cortez-Carvalho (1992)]. Portanto, o processo de segmentação e modelagem de cada contorno fechado em um polígono, possui características peculiares e que serão descritas em seguida.

Considere em curso o processo de segmentação e modelagem de um contorno poligonal fechado. Como atributo a ser extraído deste modelo, será considerado o conjunto formado pela seqüência de três lados consecutivos e os ângulos internos entre eles. A partir da formação do primeiro atributo, é feita uma comparação com a base de dados, visando casar os atributos do modelo em formação, com algum atributo dos modelos de protótipos armazenados. Este processo continua a cada novo vértice formado. Assim, ao final da segmentação e modelagem deste contorno, tem-se um vetor de atributos casados onde está armazenada toda a informação relativa a casamentos ocorridos entre atributos do contorno e os atributos dos modelos dos protótipos guardados na base de dados. Também são armazenados neste vetor as posições dos atributos no contorno e nos protótipos onde estes atributos foram identificados, sempre que ocorrer casamento.

O vetor de atributos casados, gerado durante esta etapa, será usado no processo de reconhecimento e localização dos objetos parcialmente oclusos.

É importante salientar que, durante a modelagem da cena são extraídos os mesmos atributos que foram extraídos na modelagem dos protótipos dos objetos isolados durante a fase de formação da base de dados, acrescidos das medidas de orientação de cada lado do modelo poligonal e das coordenadas de seus vértices. Os atributos extraídos são mostrados na figura 1.

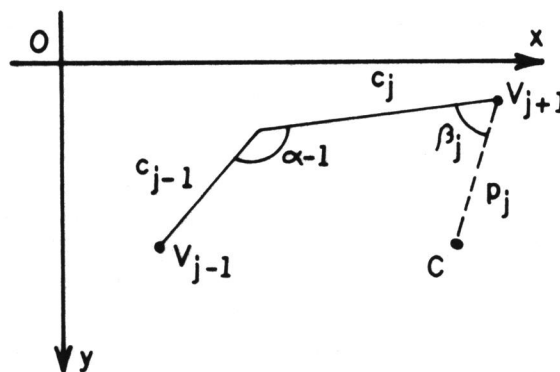


Figura 1: Atributos Extraídos dos Modelos Poligonais.

Considere o atributo formado por três lados consecutivos do modelo poligonal e seus dois ângulos internos. Seja c_j o j -ésimo lado do contorno poligonal fechado e L_{c_j} o seu comprimento, em pixels, p_i o i -

ésimo lado do protótipo e L_{p_i} seu comprimento, em pixels, onde $j = 2, \dots, N_{vc}$, sendo N_{vc} o número de vértices do contorno poligonal, ainda não conhecido durante esta etapa, e $i = 2, \dots, N_{vp}$, sendo N_{vp} o número de vértices do protótipo; $\alpha_{c_{j-1}}$ é o ângulo, em graus, entre os lados c_{j-1} e c_j do contorno; e $\alpha_{p_{i-1}}$ o ângulo, em graus, entre os lados p_{i-1} e p_i do protótipo. Desta forma, podem-se definir os erros para os comprimentos dos lados e para os ângulos internos entre eles:

$$El_{j-1} = \frac{|L_{c_{j-1}} - L_{p_{i-1}}|}{L_{c_{j-1}}} \quad (1)$$

$$El_j = \frac{|L_{c_j} - L_{p_i}|}{L_{c_j}} \quad (2)$$

$$El_{j+1} = \frac{|L_{c_{j+1}} - L_{p_{i+1}}|}{L_{c_{j+1}}} \quad (3)$$

$$Ea_{j-1} = |\alpha_{c_{j-1}} - \alpha_{p_{i-1}}| \quad (4)$$

$$Ea_j = |\alpha_{c_j} - \alpha_{p_i}| \quad (5)$$

Para um dado valor de j , os erros acima definidos são calculados para todos os lados e ângulos internos de cada um dos modelos dos protótipos contidos na base de dados.

Em seguida à modelagem da borda do contorno fechado, será iniciada a etapa de busca dos furos para que seja medido o perímetro de cada um, se existirem. O perímetro dos furos é calculado, durante o rastreamento do mesmo, usando o código direcional de borda [Gonzalez (1987)]. Portanto, a cada novo pixel rastreado, um pixel é adicionado ao perímetro parcial se o código direcional for par e $\sqrt{2}$ pixels se for ímpar [Gonzalez (1987)]. Finalizado o processo de rastreamento de cada furo, o perímetro total do furo está calculado e os dados, estão completos.

2.2 Reconhecimento dos Modelos de Objetos Isolados

Após a modelagem e geração do vetor de atributos casados de cada contorno fechado da cena, o próximo passo é a etapa de reconhecimento dos objetos contidos nesta região da cena já modelada. Esta etapa consiste em casar a parte da imagem que já foi modelada com um dos modelos armazenados na base de dados. No caso de não haver contato ou sobreposição entre os objetos da cena, são utilizados os atributos globais, perímetro total, número de furos, perímetros dos furos e o número de vértices, para classificar a porção modelada da imagem.

O classificador está organizado de forma hierárquica com relação aos atributos globais, onde o perímetro total, número de furos e número de vértices compõem o primeiro nível de decisão. O segundo nível é composto pelo perímetros dos furos como mostra a figura 2. Para cada um desses atributos são considerados os erros E'_{p_t} , para o perímetro total, E'_{n_f} para o número de furos, E'_{p_f} , para o perímetro dos furos e E'_{n_v} para o número de vértices, definidos a seguir:

$$E'_{p_t} = \frac{|P_{tc} - P_{tp}|}{P_{tc}} \quad (6)$$

$$E'_{n_f} = |N_{fc} - N_{fp}| \quad (7)$$

$$E'_{n_v} = |N_{vc} - N_{vp}| \quad (8)$$

$$E'_{p_f} = \frac{|P_{fc} - P_{fp}|}{P_{fc}} \quad (9)$$

P_{tc} , P_{tp} são, respectivamente, os perímetros totais do contorno fechado e do protótipo, N_{fc} e N_{fp} são os números de furos contidos no interior do contorno fechado e do protótipo, respectivamente, N_{vc} e N_{vp} os números de vértices do contorno e do protótipo, e P_{fc} e P_{fp} são os perímetros do furo do contorno e do protótipo, respectivamente.

Para o trabalho aqui apresentado os valores de limiar utilizados para os erros, abaixo dos quais considera-se que houve casamento, são 0.10, 0, 6 e 0.25 respectivamente. O maior limiar para o erro do perímetro dos furos é justificado pelo pequeno valor que este parâmetro assumiu (às vezes, menor do que que 10 pixels) no conjunto dos objetos estudados.

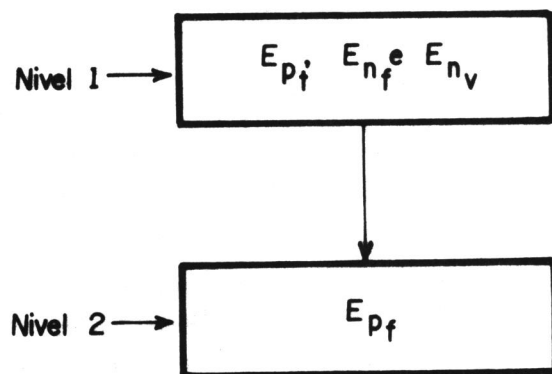


Figura 2: Hierarquia do Classificador.

No nível 1, o classificador opera pela busca do menor valor de erro E'_{p_t} , para classificar modelos de

objetos cujos protótipos possuem muita semelhança. Isto significa dizer que, se um modelo apresenta valor do erro E'_{p_i} abaixo do limiar para mais de um protótipo, será reconhecido aquele protótipo com menor E'_{p_i} . Isto porque os atributos globais, como por exemplo, o perímetro total, são mais invariantes às translações e às rotações e, portanto, mais confiáveis [Chin-Dyer (1986)]. No caso do modelo possuir um ou mais furos esta decisão é tomada usando-se o perímetro destes furos, nível 2 do classificador.

Com este classificador, embora simples, o reconhecimento de modelos de objetos isolados obteve-se cem por cento de sucesso para o conjunto dos objetos usados neste trabalho.

2.3 Localização dos Modelos de Objetos Isolados

Um dos problemas de visão artificial que ocupa uma posição de destaque é a localização dos objetos em uma determinada cena. Nesta subseção será descrito a forma usada aqui para localizar os modelos dos objetos isolados, sendo esta localização dada pelas coordenadas do centróide.

Ao finalizar a segmentação e a modelagem do objeto, dispõe-se dos vértices do modelo poligonal, ou seja, as coordenadas de todos os vértices.

As coordenadas do centróide do modelo do objeto dado são obtidas pelo cálculo do momento de primeira ordem das abcissas e das ordenadas dos vértices do modelo, de acordo com [Mascarenhas-Velasco (1989)]. Assim, considerando x_j e y_j as coordenadas do vértice V_j , $j = 1, \dots, N_{vc}$, as coordenadas x_c e y_c do centróide são dadas por:

$$x_c = \frac{\sum_{j=1}^{N_{vc}} x_j}{N_{vc}} \quad (10)$$

$$y_c = \frac{\sum_{j=1}^{N_{vc}} y_j}{N_{vc}} \quad (11)$$

O procedimento de localização descrito nesta subseção permitiu a localização do centróide de todos os objetos do conjunto estudado.

2.4 Localização e Reconhecimento dos Modelos de Objetos Parcialmente Oclusos

O problema da identificação e localização dos modelos em cenas nas quais os objetos estão em contato ou sobrepostos é, em geral, de difícil solução e é considerado de grande importância para qualquer sistema de visão dedicado à automação industrial, por permitir maior flexibilidade conforme descrito por [Turney et al. (1985)]. A dificuldade na

solução desse problema se caracteriza pela perda de informação das partes em oclusão dos objetos modelados e que às vezes são de fundamental importância para o reconhecimento dos modelos e para as suas localizações. Os diversos sistemas desenvolvidos resolveram o problema de várias maneiras e os sistemas mais atuais chegam a obter resultados considerados satisfatórios, embora, produzidos por métodos muito complexos. Este trabalho apresenta uma nova forma de resolver esta questão, que é muito simples em relação a vários procedimentos usados até agora. Este método está intimamente agregado ao modelamento poligonal e ao conjunto de atributos usados, atributos estes também bastante distintos dos que são mais comumente utilizados [Ayache (1983)], [Asano et al. (1986)], [Rillo (1989)], [Turney et al. (1985)], [Bhanu-Faugeras (1984)], [Ayache-Faugeras (1986)] e [Ayache-Faugeras (1982)].

O reconhecimento dos modelos de objetos parcialmente oclusos é baseado no vetor de atributos casados gerado durante o processo de modelagem conforme descrito na subseção anterior. Com os dados contidos neste vetor é possível identificar os casamentos ocorridos entre atributos do contorno modelado e dos protótipos na base de dados.

Nesta subseção serão investigadas basicamente duas formas para resolver o problema do reconhecimento dos modelos de objetos que se encontram parcialmente oclusos na cena. A primeira é considerando a geração do vetor de atributos casados como sendo feita por uma função discriminante lógica, pela qual todos os comprimentos dos lados e ângulos de um dado atributo devem ter seus erros abaixo dos respectivos limiares simultaneamente para que ocorra casamento. Todos os erros são considerados com mesmo peso nesta decisão. Na segunda forma é usada uma função discriminante analítica, para gerar o vetor de atributos casados, pela qual os erros correspondentes aos comprimentos dos lados e aos ângulos internos são ponderados com pesos distintos.

A função discriminante analítica ponderada usada na geração do vetor de atributos casados é dada por:

$$f = \frac{p_1 \cdot (E'l_{i-1} + E'l_i + E'l_{i+1})}{\Delta L_{max}} + \frac{p_2 \cdot (E'a_{i-1} + E'a_i)}{A_{max}} \quad (12)$$

Para este trabalho foram considerados os valores 0.6 e 0.4 para os pesos p_1 e p_2 , respectivamente e 0.3 e 30 graus para ΔL_{max} e A_{max} , respectivamente.

A função definida na equação 12, bem como os valores de ΔL_{max} e A_{max} , é baseada na função utilizada por Ayache e Faugeras [Ayache-Faugeras (1986)]. Ela tem a propriedade de medir a precisão

do casamento entre os atributos do contorno fechado da cena com os modelos dos protótipos da base de dados, através de uma ponderação dos erros dos lados e dos erros dos ângulos. Os atributos do modelo somente se casam com atributos dos protótipos para valores da função menores do que 1. Quanto menor for o seu valor mais preciso é o casamento. O peso menor para p_2 é explicado pela maior variação dos ângulos internos em relação aos lados quando ocorrem pequenas variações no modelo poligonal com pequenos lados.

A localização é feita tomando o $(j - 1)$ -ésimo lado do contorno fechado como referência e o j -ésimo vértice como origem de um novo sistema de coordenadas para a transformação responsável pela localização e reconhecimento do modelo do objeto. A transformação tem início fazendo coincidir o lado c_{j-1} do contorno fechado modelado com o lado p_{i-1} para cada um dos protótipos, que se encontram no vetor de atributos casados. Esta sobreposição dos lados ocorre de tal forma que o vértice V_j coincida exatamente com o vértice V_i do dado protótipo. A figura 3 mostra como é feito a justaposição dos lados do protótipo e da cena. É importante salientar que o índice do lado de cada protótipo é, em geral, diferente para cada um deles. A origem do novo sistema de coordenadas será o vértice V_j .

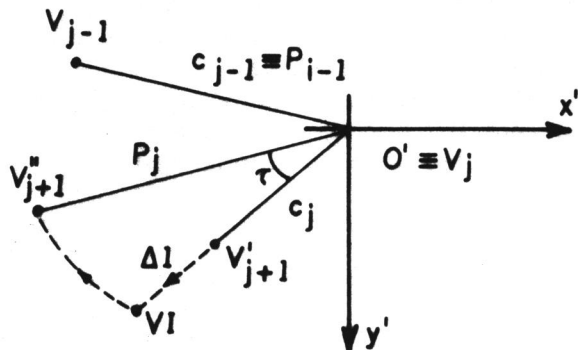


Figura 3: Posição Inicial dos Lados do Contorno e do Protótipo. Os valores de τ e de Δl mostrados na figura 2, são dados por:

$$\tau = | \alpha_{c_{j-1}} - \alpha_{p_{i-1}} | \tag{13}$$

$$\Delta l = | L_{p_i} - L_{c_j} | \tag{14}$$

Para $\tau > 0$ a rotação ocorre no sentido horário e para $\tau < 0$ no sentido anti-horário.

Considerando o vértice V_j como origem do sistema $x^t y^t$, as novas coordenadas do vértice V_{j+1}^t são

$x_{j+1} - x_j$ e $y_{j+1} - y_j$. A transformação ocorrerá com o vértice V_{j+1}^t para que este se posicione em V_{j+1}^u . A transformação consiste de uma translação T^1 seguida de uma rotação T^2 em torno da origem como descrito abaixo:

$$T^1 \begin{cases} x^t = x_{j+1} + \Delta l \cdot \cos(\alpha_{c_j}) \\ y^t = y_{j+1} + \Delta l \cdot \sin(\alpha_{c_j}) \end{cases}$$

onde x^t e y^t são as coordenadas do vértice intermediário VI. Em seguida x^t e y^t serão submetidos a rotação,

$$T^2 \begin{cases} x_{j+1}^u = x^t \cdot \cos(\tau) - y^t \cdot \sin(\tau) \\ y_{j+1}^u = x^t \cdot \sin(\tau) + y^t \cdot \cos(\tau) \end{cases}$$

onde x_{j+1}^u e y_{j+1}^u são as coordenadas do vértice V_{j+1}^u .

A finalidade das transformações T^1 e T^2 é fazer com que os vértices V_j e V_{j+1} do modelo do contorno fechado, coincidam com os seus correspondentes vértices no modelo do protótipo, através da sobreposição dos lados c_{j-1} e c_j do contorno com seus correspondentes p_{i-1} e p_i do protótipo.

De posse do vértice V_{j+1}^u , dos ângulos β_{j-1} e β_j , figura 1, e do ângulo τ , podem ser criadas as equações das retas: uma passando pela origem, coincidindo com o segmento ρ_{j-1} e outra passando pelo vértice V_{j+1}^u , sobreposta ao segmento ρ_j . É importante dizer que a inclinação da reta que passa pelo vértice V_{j+1}^u depende também do ângulo τ . A interseção dessas duas retas fornecem as coordenadas do centróide do modelo do objeto, no sistema de coordenadas $x^t y^t$.

Para encontrar o centróide no sistema de coordenadas da cena é necessário que aquele sofra as transformações inversas T^1^{-1} e T^2^{-2} seguida da translação do sistema de coordenadas para o sistema xy da cena, ou seja, adicionar as coordenadas do vértice V_j (referência), na cena às respectivas coordenadas do centróide no sistema $x^t y^t$.

Com as coordenadas do centróide no plano $x^t y^t$ são calculadas as distâncias, em pixels, deste aos vértices V_j e V_{j+1} , representadas por ρ_{j-1}^t e ρ_j^t respectivamente. Os erros absolutos $\epsilon_1 = | \rho_{j-1} - \rho_{j-1}^t |$ e $\epsilon_2 = | \rho_j - \rho_j^t |$ são calculados e a soma deles não deve ultrapassar um determinado limiar L_ϵ , ou seja, $S_\epsilon = | \epsilon_1 + \epsilon_2 | < L_\epsilon$ que será controlado.

Podem-se encontrar diversas situações causadas pela geração do vetor de atributos, tais como, encontrar um determinado atributo da cena em mais de um objeto ou mesmo mais de uma vez no próprio protótipo. Estas situações são decorrentes das propriedades estatísticas dos atributos, conforme afirma [Frias-Guigoitia (1987)]. Para tanto, deve-se estabelecer um critério para classificar os objetos. Este critério tem como base a soma dos erros descritos

antes, S_c . Assim, o vetor de atributos casados é alterado de tal forma que, para cada atributo casado, verifica-se o menor valor de S_c para todos os protótipos que possuírem aquele atributo. Se o casamento ocorrer apenas em um único protótipo basta somente que S_c seja inferior a L_c . No final, o vetor de atributos casados contém apenas os atributos casados com os atributos dos protótipos com maior chance de serem reconhecidos. Vale salientar que um certo protótipo pode ter mais de um atributo selecionado.

Neste momento o processo de classificação já foi concluído, faltando apenas a localização dos modelos dos protótipos reconhecidos. A localização é feita pelo exame do vetor de atributos casados na sua forma final, onde já estão disponíveis as coordenadas dos centróides relativas a cada um dos atributos casados. Considerando apenas o protótipo já identificado, seja NO o número de casamentos de atributos entre este protótipo e o modelo. Para $NO=1$, as coordenadas obtidas deste casamento serão identificadas com as coordenadas do protótipo. Para $NO > 1$, indicando a existência de mais de um casamento, examina-se o valor de S_c . Se apenas um dos casamentos produzir $S_c = 0$, o centróide determinado por este casamento será o centróide do modelo. Se ocorrerem mais de um casamento com $S_c = 0$, as coordenadas do centróide serão dadas pela média aritmética das respectivas coordenadas. Se nenhum casamento produzir $S_c = 0$, as coordenadas do centróide serão dadas pela média ponderada das respectivas coordenadas, com pesos dados por $\frac{(L_c - S_c)}{L_c}$.

Na próxima seção são apresentados e analisados os resultados para as diversas cenas e também são comparadas as duas funções discriminantes definidas nesta seção.

3 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

As imagens utilizadas neste trabalho foram digitalizadas no Laboratório de Sub-Sistemas Integráveis da EPUSP (Escola Politécnica da Universidade de São Paulo). Suas dimensões são 256X252 com 256 níveis de cinza.

Esta seção trata de apresentar e analisar os resultados obtidos com as cenas usadas na fase de reconhecimento do sistema para os dois tipos de funções discriminantes usadas no casamento dos atributos.

Serão considerados três tipos de cenas, uma contendo apenas objetos isolados, outra contendo objetos isolados e objetos em oclusão e a última com objetos oclusos apenas.

Para o primeiro tipo de cena, considere a imagem1 mostrada na figura 4. Foram classificados e

localizados corretamente todos os objetos contidos na imagem1.

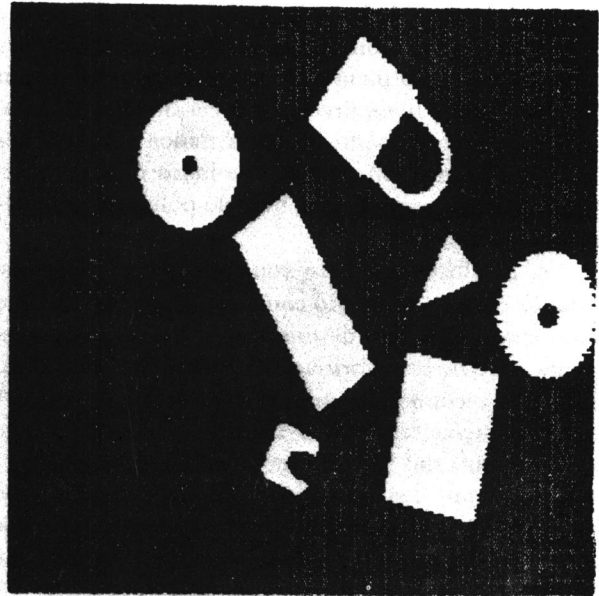


Figura 4: Imagem1 em quatro níveis de cinza.

O resultado da classificação dos objetos contidos na cena do segundo tipo, para a imagem2 mostrada na figura 5, é o seguinte: os dois objetos isolados foram corretamente classificados e localizados, bem como três dos cinco objetos que se encontram oclusos no contorno fechado, usando a função analítica. Para a função discriminante lógica foram classificados e localizados cinco protótipos, dos quais dois deles não se encontram presentes no contorno modelado.

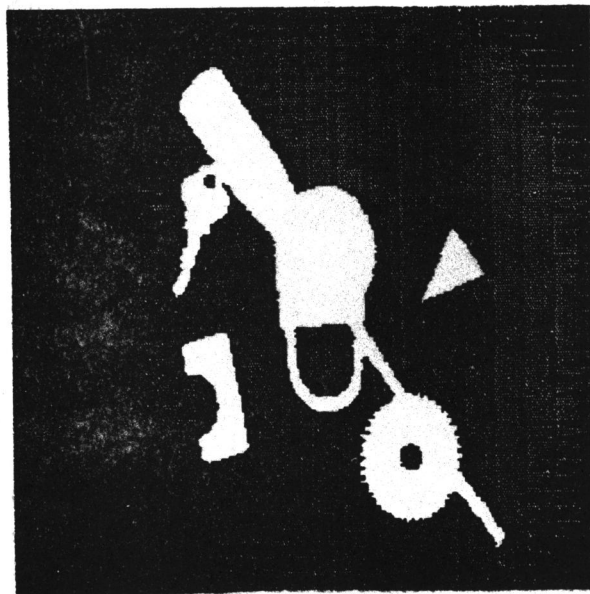


Figura 5: Imagem2 em quatro níveis de cinza.

Para o último tipo, ou seja, onde todos os objetos aparecem sobrepostos, considere a imagem3 mostrada na figura 6. Para esta cena, mesmo com oclusão, foi classificado e localizado um objeto, com o uso da função discriminante analítica. A função discriminante lógica permitiu classificar nesta cena três protótipos, um dos quais não se encontra presente no contorno fechado.

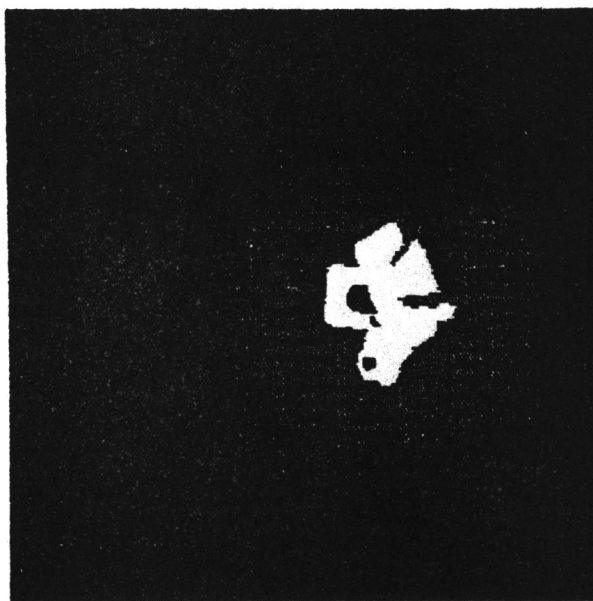


Figura 6: Imagem3 em quatro níveis de cinza.

Em todos os resultados apresentados foi considerado o valor do limiar para o erro $S_e(L_e)$ igual a 12 pixels. Para a função lógica foram usados os limiares de L_c e L_a iguais a 0.3 e 30 graus, respectivamente.

4 CONCLUSÕES

O método proposto para o reconhecimento dos protótipos deve ser encarado sob dois ângulos, correspondentes as duas estratégias utilizadas. A primeira delas usada para reconhecer os protótipos de objetos isolados e a segunda usada para reconhecer objetos que se tocam ou se encontram sobrepostos na imagem, de modo que os atributos globais não são suficientemente discriminantes nestas condições. A primeira estratégia classificou e localizou todos os objetos isolados, embora as formas dos objetos modelados foram as mais diversas, desde formas geométricas poligonais propriamente ditas, como triângulos e retângulos, até formas circulares.

A segunda estratégia, a mais crítica das duas, também apresentou resultados satisfatórios, mostrados na seção anterior, para cenas onde o grau de oclusão dos objetos é bastante elevado como na figura 6.

Pelos resultados apresentados, a função discriminante analítica permitiu uma classificação mais segura do que a função discriminante lógica, embora esta tenha realizado um número maior de casamentos, alguns deles errados.

Pode-se concluir que o método proposto é simples e flexível se comparado aos métodos citados na subseção 2.4.

Reconhecimento: As imagens utilizadas foram digitalizadas no Laboratório de Sub-Sistemas Integráveis da EPUSP (Escola Politécnica da Universidade de S. Paulo).

5 Referências

- B. C. Frias e C. F. B. Guigoitia, *Visión para Computadoras*, Facultad de Ingeniería, Universidad de Buenos Aires (1987).
- N. Ayache, *Un Système de Vision Bidimensionnelle en Robotique Industrielle Thèse de Docteur-Ingénieur*, L'Université de Paris-Sud Centre D'Orsay (1983).
- P. C. Cortez e J. M. Carvalho, *Algoritmo para Modelamento Poligonal de Objetos em 2D*, aceito para o 9^o Congresso Brasileiro de Automática, Vitória, Setembro, (1992).
- P. C. Cortez *Reconhecimento de Objetos Bidimensionais Usando Modelagem Poligonal*, Tese de Mestrado UFPB, Agosto (1992).

- R. C. Gonzalez, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, Publishing Company (1987).
- R. T. Chin and R. C. Dyer, Model-Based Recognition in Robot Vision, *Computing Surveys* **18**, nº 1 March (1986).
- N. D. A. Mascarenhas e F. R. D. Velasco, *Processamento Digital de Imagens*, Ministério da Ciência e Tecnologia e Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (1989).
- J. L. Turney, T. N. Mudge and R. A. Volz, Recognizing Partially Occluded Parts, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **PAMI-7**, July (1985).
- T. Asano, G. Kenwood, J. Mochizuki and S. Hata, Color Image Recognition Using Chrominance Signals, Proc. 8th International Conference Pattern Recognition (1986).
- A. H. R. C. Rillo, Um Sistema de Visão Binária para Reconhecimento de Peças Isoladas e Parcialmente Oclusas, *Laboratório de Sub-Sistemas Integráveis, DEE, EPUSP*, São Paulo (1989).
- B. Bhanu and O. D. Faugeras, Shape Matching of Two-Dimensional Objects, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **PAMI-6**, March (1984).
- N. Ayache and O. D. Faugeras, A New Approach for the Recognition and Positioning of Two-Dimensional Objects, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **PAMI-8**, January (1986).
- N. Ayache and O. D. Faugeras, Recognition of Partially Visible Planar Shapes, *Proc. 6th Conference Pattern Recognition*, Septembre, Munich (1982).