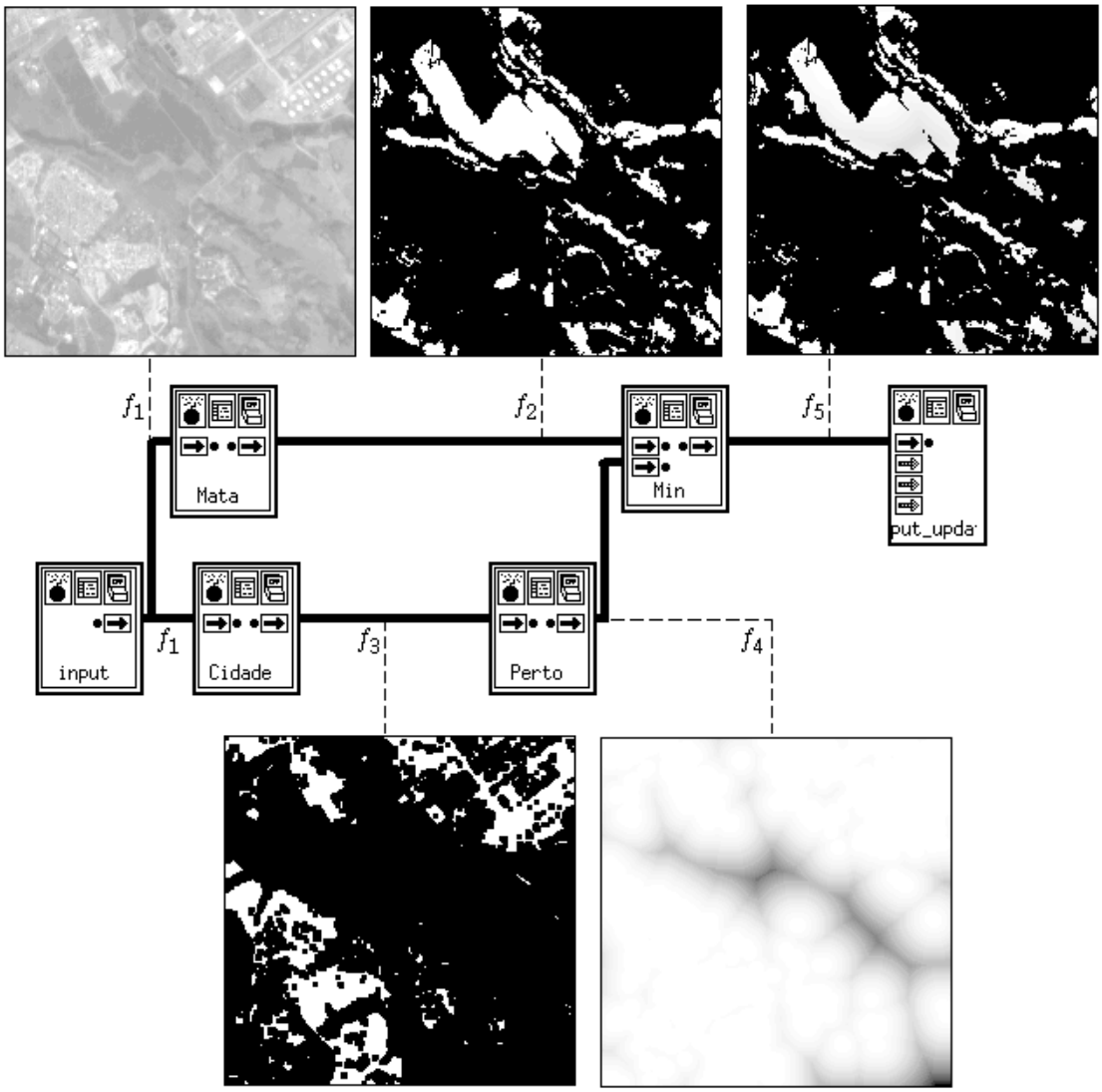

Figura 2: Sequência de operações do KHOROS representando a premissa da regra R_1, aplicada a uma imagem f_1.

com a imagem que se quer classificar na entrada, e o sistema devolve como saída um conjunto de classes possíveis para o pixel. O esquema de processamento proposto aqui tem uma grande semelhança com sistemas de controle nebuloso, com exceção do que é conhecido por "desfuzzificação".

Uma ferramenta para auxiliar o engenheiro de conhecimento a transformar as regras em sequências, o *codificador*, está sob estudo no INPE atualmente. Esta ferramenta conterá "caixas" do KHOROS pré-programadas, contendo um conjunto de operações de implicação, t-normas e t-conormas, que o usuário deverá escolher, segundo o tipo de comportamento que ele espera do sistema. Ela deverá também conter "caixas" que processam atributos baseados em conceitos nebulosos, tais como "terreno alto", "grande irrigação", "próximo a rios", etc... Aqui também, os mecanismos básicos deverão ser pre-processados, e o sistema deverá prover facilidades para se extrair a função de pertinência dos conjuntos nebulosos. A implementação destas "caixas" pré-processadas utilizará ferramentas da Morfologia Matemática.

Uma ferramenta para implementar a classificação final, chamada de *decisor*, também encontra-se sob estudo. Neste trabalho, discutimos duas implementações básicas para esta ferramenta, que classificam os pixel em um conjunto de classes. Posteriormente, o decisor deverá também prover um mecanismo para tratamento de vizinhança, para minimizar o tamanho do conjunto de classes obtido para cada pixel.

É importante notar que embora a arquitetura proposta aqui se baseie no KHOROS, sua concepção básica é independente do ambiente adotado. Uma aplicação específica para classificação de imagens do Parque do Tapajós está sendo elaborada utilizando a arquitetura proposta neste trabalho.

REFERÊNCIAS

[1] Desachy D., *Interpretation Automatique d'Images Satellite: Le Système Icare*, Tese de Doutorado da U. Paul Sabatier, Toulouse, França, 1991.

[2] Driankov D., Hellendorn H., Reinfrank M., *An Introduction to Fuzzy Control*, Springer-Verlag, 1993.

[3] Barrera, J., Banon G.J.F., Lotufo R.A., A Mathematical Morphology Toolbox for the KHOROS System: Spec. for Version 1.2b". Subm. ao *Journal of Eletronic Images*, 1996.

[4] Zadeh, L.A., Fuzzy sets, *Information and Control*, v. 8, p. 338-353, 1965.

[5] Dubois D., Prade H., *Possibility Theory*, Plenum Press, 1988.

[6] Serra J., *Image Analysis and Mathematical Morphology*, London Academic Press, 1982.

[7] Banon G.J.F., Barrera J., *Bases da Morfologia Matemática para a Análise de Imagens Binárias*, IX Escola de Computação, Recife, 1994.

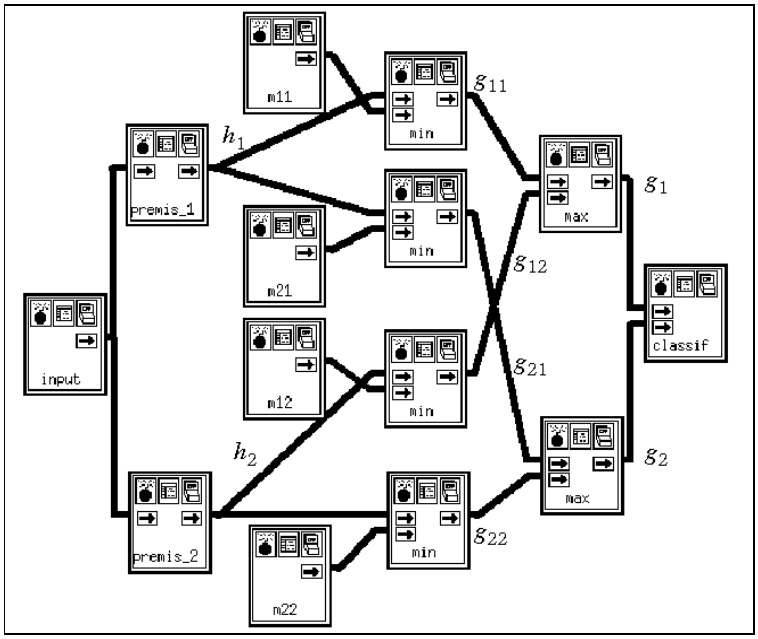

Figura 1: Sequência de operações do KHOROS representando um sistema especialista

As saídas das caixas "Mata" e "Perto" são pois mapeamentos de E em [0,1], representando a conformidade dos valores dos atributos de cada pixel da imagem com valores *Mata* e *Perto_de_cidade* presentes na premissa da regra. Isso corresponde ao passo a) da fase i), onde $f_2(p)$ e $f_4(p)$ representam respectivamente $\gamma_{11}(p)$ e $\gamma_{12}(p)$. A caixa "min" implementa a t-norma min para toda a imagem, e equivale ao passo b) da fase i), ou seja $f_5(p)$ representa $h_1(p)$.

Portanto, dada uma imagem mapeando de um retângulo E em $[0, 255]$, o resultado do processamento da premissa da regra R_i é um mapeamento h_i: $E \rightarrow [0,1]$.

Vamos agora examinar a arquitetura proposta como um todo, usando como exemplo a aplicação considerada na Figura 1, que mostra um sistema especialista criado no KHOROS com 2 regras e 2 classes possíveis $\{c_1, c_2\}$. As caixas premis_1 e premis_2 tratam as premissas das regras R_1 e R_2 respectivamente. A Figura 2 corresponde pois à caixa premis_1 da Figura 1.

Suponhamos que a conclusão da regra R_i seja o conjunto nebuloso C_i, dado por $\mu_{Ci}(c_j) = m_{ji}$, $m_{ji} \in [0,1]$. A nossa abordagem consiste em utilizar uma caixa do KHOROS para implementar a implicação de $h_i(p)$ em relação a cada m_{ji}, obtendo como resultado o mapeamento g_{ji}: $E \rightarrow [0,1]$, onde $g_{ji}(p) = \nabla(h_i(p), m_{ji})$, $p \in E$. Cada plano de informação $g_{ji}(p)$ representa a possibilidade de que a classe de p seja c_j, levando-se somente a regra R_i em conta. Na aplicação considerada na Figura 1, o operador de implicação ∇ utilizado é dado pelo operador *min*.

É importante notar aqui que o conjunto nebuloso $B_i(p)$ relativo a cada ponto p tornou-se na verdade "implícito" nos planos de informação g_{ji}; para obtê-lo basta fazermos $\mu_{Bi}(c_j)(p) = g_{ji}(p)$.

Finalmente, os planos de informação g_{ji} são agregados, utilizando um operador $\blacklozenge$, resultando em um conjunto de mapeamentos g_j: $E \rightarrow [0,1]$, onde $g_j(p) = \blacklozenge(g_{j1}(p),...,g_{jn}(p))$, $p \in E$. Cada plano de informação $g_j(p)$ representa pois a possibilidade de p pertencer à classe c_j, levando em conta todas as n regras da base. Na aplicação considerada na Figura 1, o operador de agregação $\blacklozenge$ utilizado é dado pelo operador *max*. É importante notar que o conjunto nebuloso B(p) relativo a cada ponto p também está "implícito" nos planos de informação g_j; para obtê-lo basta fazermos $\mu_B(c_j)(p) = g_j(p)$.

Podemos ver portanto que o esquema para a classificação das imagens apresentado nesta seção é equivalente àquele apresentado para cada pixel visto individualmente. A única diferença importante se encontra no mecanismo utilizado para implementar as operações de implicação e agregação para toda a imagem.

5. DISCUSSÃO SOBRE O DECISOR

O *decisor* corresponde de uma certa forma ao "desfuzzificador" dos sistemas de controle nebuloso. Nestes sistemas, o valor final é calculado usualmente pelo método do centro de massa ou da média dos máximos [2]. Estes dois métodos não fazem sentido no contexto deste trabalho, pois o domínio de B não é uma escala contínua.

Uma opção bastante razoável consiste em classificar os pixeis não a uma só das classes originais, mas a um conjunto destas classes. Denotemos a disjunção de duas classes c_i e c_j por $c_{\{i,j\}}$. Suponhamos por exemplo, que para uma dada posição p obtivemos $g_1(p) = g_2(p) = 1$, e $g_j(p) = 0$, para $2 \leq j \leq m$. Então é razoável classificar p como pertencente à classe $c_{\{1,2\}}$.

Para se obter as classes disjuntas c_K, $K \subset X_C$, dois procedimentos são imediatos. O primeiro consiste em limiarizar cada plano de informação g_j com um limiar l_j, fixado para a aplicação. Desta forma, obtemos m planos de informação binários g_j'. Então para cada posição p, teremos classe(p) = c_K, $K = \{j \,/\, g_j'(p) = 1\}$.

No segundo procedimento, a classificação de p será o conjunto das classes que obtiveram um grau maximal nos planos de informação g_j. Seja $u(p) = \max_{1 \leq j \leq m} g_j(p)$, o grau maximal de g_j. A classificação de p será então dada por classe(p) = c_K, $K = \{j \,/\, g_j(p) = u(p)\}$. Também aqui o resultado serão m planos de informação binários g_j', onde $g_j'(p) = 1$, se j pertence à classe de p, e 0 senão. Esta alternativa é mais onerosa em termos de tempo de processamento do que a primeira.

6. CONCLUSÃO

Apresentamos aqui a arquitetura de um arcabouço de sistemas especialistas nebulosos para classificação de imagens. Dado um banco de regras orientando a classificação de imagens de uma dada região, um sistema especialista é construído, compilando-se as regras em sequências de operações no ambiente de processamento de imagens KHOROS. A sequência é então disparada,

Consideremos um sistema especialista com n regras do tipo:

R_i: Se $atr_1(\pi)= A_{i1}$ e... e $atr_K(\pi)= A_{iK}$
Então classe(π) = C_i

onde A_{ik} e C_i, i=1,n, k=1,K, e são conjuntos nebulosos, atr_k são atributos do pixel na premissa, e *classe* é o atributo do pixel na conclusão. O universo de discurso dos C_i é dado por $X_C = \{c_1,...,c_m\}$, onde cada c_j, j=1,m é uma das classes possíveis. O universo de discurso de cada A_{ik} depende do atributo atr_k correspondente e não é necessariamente discreto.

A classificação de um dado pixel passa por três fases:

i) classificação do pixel em relação a cada regra;
ii) agregação das classificações das regras numa classificação global imprecisa;
iii) determinação precisa da classe do pixel.

Na fase i), a classificação do pixel em relação a cada regra R_i obedece o seguinte esquema geral:

a) Verificação de compatibilidade do valor do atributo atr_k do pixel $\pi = (p, f(p))$ em relação ao conjunto nebuloso A_{ik}. Este grau de compatibilidade é dado por $\gamma_{ik}(p) = \mu_{Aik}(atr_k(\pi))$.

b) Verificação da compatibilidade geral dos valores dos atributos do pixel em relação à premissa de cada regra R_i. Este grau de compatibilidade será dado por $h_i(p) = T(\gamma_{i1}(p),...,\gamma_{iK}(p))$, onde T é uma t-norma.

c) Inferência da classificação do pixel, utilizando a compatibilidade da premissa, dada por $h_i(p)$, e pela conclusão da regra, dada por μ_{Ci}. Este valor é calculado para cada p como o conjunto nebuloso $B_i(c)$, $c \in X_C$, definido por $\mu_{Bi}(c)(p) = \nabla(h_{i(p)},\mu_{Ci}(c))$, onde ∇ é uma função de implicação (vide Tabela 2). Cada B_i representa a classificação "nebulosa" de p em relação à regra R_i.

Na fase ii), os B_i são agregados em um único conjunto nebuloso B, definido por $\mu_B(c)(p) = \blacklozenge(\mu_{B1}(c),...,\mu_{Bn}(c))(p)$. A função $\blacklozenge$ é usualmente uma t-norma ou uma t-conorma, dependendo da escolha da função ∇. Por exemplo, o esquema proposto por Mandani [2] para controle nebuloso utiliza ∇ = min e $\blacklozenge$ = max.

Na fase iii) procede-se a uma "desfuzzificação", onde atribui-se somente uma classe ao pixel. O resultado desta fase é a determinação da classificação final do pixel. Esta fase é tratada pelo *decisor*, e será discutida mais adiante.

4. ARQUITETURA DE UM SISTEMA ESPECIALISTA NEBULOSO PARA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

A arquitetura de sistema especialista para classificação de imagens proposto aqui trata todos os píxeis da imagem ao mesmo tempo, embora se encarado individualmente, cada pixel siga o esquema descrito na Seção 3.

O sistema especialista consiste em um conjunto de regras compiladas em uma sequência de operadores sobre imagens, dentro do ambiente KHOROS. A entrada do sistema é uma imagem em níveis de cinza, e o resultado da inferência do sistema são m planos de informação; um para cada classe possível (vide Figura 1).

Verifiquemos primeiramente o processamento da premissa de uma dada regra. Suponhamos por exemplo que a regra R_1 de uma dada aplicação seja dada por:

R_1: *Se* tipo(π) = Mata *e*
distância_de_cidades(π) = Perto
Então classe(π) = C_1

A Figura 2 traz a sequência de operações que tratam da aplicação da premissa da regra R1 a uma imagem f_1, gerando as imagens f_2 a f_5.

Neste exemplo, a caixa "Mata" (respec. "Cidade") processa a imagem de maneira a dar como saída uma imagem binária $E \rightarrow \{0,1\}$, indicando se o pixel está localizado em área com nível de cinza indicador de "Mata" (respec. "Cidade"). Informações deste gênero podem ser obtidas através de um pré-processamento estatístico ou através de cartas de um sistema geográfico de informações.

A caixa "Perto" é também uma sequência de operações: primeiramente uma função distância [1] é aplicada à imagem f_3, que demarca a cidade na imagem, gerando um plano de informação intermediário que forma "curvas de nível" em torno à cidade. Verifica-se então o grau de pertinência da distância de cada pixel em relação a um dado conjunto nebuloso "Perto", gerando a imagem f_4. Este processamento, que não está ilustrado aqui, foi feito usando-se ferramentas de Morfologia Matemática para imagens em níveis de cinza [6] (vide [7] para uma introdução sobre Morfologia Matemática para imagens binárias).

é objeto de estudo. Embora concebida para implementação no KHOROS, a arquitetura proposta aqui pode ser adaptada para outros ambientes.

Este documento está dividido da seguinte maneira. A Seção 2 traz algumas noções importantes da teoria dos conjuntos nebulosos. A Seção 3 discute o modelo de base para classificação de um pixel, visto individualmente, e a Seção 4 apresenta o modelo de sistema especialista nebuloso para classificação de imagens utilizando o ambiente KHOROS. A Seção 5 discute o decisor, e a Seção 6 traz a conclusão.

2. TEORIA DOS CONJUNTOS NEBULOSOS

Dado um universo de discurso X, um *conjunto nebuloso* A de X é definido por uma função de pertinência $\mu_A: X \rightarrow [0,1]$. Esta função associa a cada elemento x de X, o grau $\mu_A(x)$ com o qual x pertence a A [4]. Um conjunto nebuloso A é restrito por uma condição de normalização $\max_{x \in X} \mu_A(x) = 1$, ou seja, deve existir ao menos um elemento que pertença completamente ao conjunto A.

Na teoria dos conjuntos nebulosos, a intersecção é escolhida dentre uma família de operações, chamadas de *t-normas*, e a união é escolhida dentre uma família de operações, chamadas de *t-conormas* [5].

Tanto t-normas como t-conormas $\Delta: [0,1]^2 \rightarrow [0,1]$ verificam as seguintes propriedades, para todos os x, y, z em [0,1]:

i) $\Delta(x, y) = \Delta(y, x)$ (comutatividade)
ii) $\Delta(x, \Delta(y, z)) = \Delta(\Delta(x,y), z)$ (associatividade)
iii) $\Delta(x, y) \leq \Delta(z, t)$ se $x \leq z$ e $y \leq t$ (monotonic.)

Além disso, cada t-norma $\top$ verifica a propriedade

iv) $\top(x, 1) = x$ (elemento neutro 1),

e cada t-conorma $\perp$ verifica a propriedade

viii) $\perp(x, 0) = x$ (elemento neutro 0).

Na teoria dos conjuntos nebulosos, a negação n: [0, 1] $\rightarrow$ [0, 1] é escolhida dentre uma família de operadores, sendo que o mais comumente utilizado é dado por $n(x) = 1 - x$.

Uma t-norma $\top$ e uma t-conorma $\perp$ são *duais* em relação a uma operação de negação n se elas satisfazem as relações de De Morgan $n(\top(x,y)) = \perp(n(x),n(y))$ e $n(\perp(x,y)) = \top(n(x), n(y))$. As t-normas e t-conormas mais utilizadas ($n(x) = 1 - x$) estão indicadas na Tabela 1.

t-norma	*t-conorma*	*nome*
min(x, y)	max(x, y)	Zadeh
x . y	x + y - xy	Probabilista
max(x + y - 1, 0)	min(x + y, 1)	Lukasiewicz
⎧ x, se y = 1 ⎨ y, se x = 1 ⎩ 0 senão	⎧ x, se y = 0 ⎨ y, se x = 0 ⎩ 1 senão	Weber

Tabela 1: Principais t-normas e t-conormas duais.

Os operadores de implicação $\nabla: [0,1]^2 \rightarrow [0,1]$ são usados para modelar regras de inferência do tipo "Se <premissa> então <conclusão>", onde a premissa é formada por um conjunto de condições estabelecidas sobre um conjunto de variáveis de entrada, e a conclusão atribui valores a uma variável de saída, caso as condições da premissa sejam satisfeitas. A Tabela 2 traz as principais operações de implicação $\nabla(x,y)$ encontradas na literatura.

implicação	*nome*
max(x, y)	Kleene
min(1 - x + y, 1)	Lukasiewicz
⎧ 1, se $x \leq y$ ⎩ y, senão	Gödel
min(x , y)	Mandani
x . y	Larsen

Tabela 2: Principais operadores de implicação.

Seja α o grau de compatibilidade entre as condições estabelecidas na premissa e os valores encontrados na realidade para as variáveis de entrada, e C, definido em Z, o conjunto nebuloso que representa o valor atribuído para a variável de saída na conclusão da regra. Quando os valores encontrados na realidade para as variáveis de entrada são precisos, podemos calcular o quanto se acredita em cada valor z em Z calculando-se $\nabla(\alpha,\mu_C(z))$.

3. MODELO DE BASE PARA CLASSIFICAÇÃO DE UM PIXEL

Sistemas de controle nebuloso são um tipo simplificado de sistemas especialistas a base de regras, nos quais não existe a necessidade de encadeamento de inferências. O motor de inferência do sistema para classificação de imagens proposto aqui tem grande semelhança com aquele de controle nebuloso. Antes de expor este mecanismo para o tratamento de uma imagem inteira, descreveremos primeiramente como seria a modelagem de regras e o esquema de inferência padrão de um sistema especialista nebuloso, se aplicado na classificação de um só pixel $\pi = (p, f(p))$ da imagem de entrada f.

CONCEPÇÃO DE UMA ARQUITETURA DE SISTEMAS ESPECIALISTAS NEBULOSOS PARA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

Sandra Sandri, Gerald J.F. Banon, Ronei M. de Moraes, Ana Lúcia Candeias

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)
C.P 515, São José dos Campos 12201-970
sandri@lac.inpe.br

Resumo – Propõe-se uma arquitetura de sistemas especialistas para classificação de imagens que utiliza a teoria dos conjuntos nebulosos para modelar as informações dos especialistas e a morfologia matemática para implementar as operações nas imagens, ditadas pelas regras do sistema. Esta arquitetura foi concebida para implementação no ambiente de tratamento de imagens KHOROS, mas pode ser adaptada para outras plataformas.

Palavras-chave - sistemas especialistas, classificação de imagens, conjuntos nebulosos, morfologia matemática.

Abstract – An architecture of expert systems for image classification is proposed, in which fuzzy sets theory is used to model expert knowledge, and mathematical morphology is used to implement the operations on the image, dictated by the rules. This architecture has been conceived for implementation in the image processing environment KHOROS, but can be adapted to other plataforms.

Keywords - expert systems, image classification, fuzzy sets, mathematical morphology.

1. INTRODUÇÃO

Em geral, a utilizaçao de sistemas especialistas na classificação de imagens tem sido pouco abordada. Neste trabalho, propomos uma arquitetura de sistemas especialistas nebulosos que trabalha com a imagem original, e não com a imagem segmentada, como é mais usual. A abordagem proposta aqui vai na direção daquela adotada em [1], que utiliza uma modelagem ad-hoc dos dados baseada na teoria de probabilidades e na teoria dos conjuntos nebulosos. O esquema de processamento proposto aqui tem uma grande semelhança com sistemas de controle nebuloso [2].

Uma imagem f pode ser definida como um mapeamento de um retângulo $E \subseteq Z^2$ em um contra-domínio X. Uma *imagem binária* f mapeia E em $X = \{0,1\}$, e uma *imagem em níveis de cinza* designa uma imagem não binária (usualmente $X = [0,255]$). Quando $X = [0,1]$, f será chamado aqui de *plano de informação*. Cada par ordenado $\pi = (p, f(p))$, é chamado de pixel, onde $p \in E$ é a posição do pixel, e f(p) o seu nível de cinza.

Suponhamos que se queira classificar uma imagem f, e que para tal existam m classes possíveis. O tipo de sistema proposto aqui consiste em um conjunto de regras "nebulosas" *compiladas* em uma sequência de operadores do ambiente de processamento de imagens KHOROS, utilizando o "toolbox" de Morfologia Matemática [3]. A ativação das regras, utilizando-se a imagem f como entrada, gera como resultado um conjunto de m planos de informação $g_j: E \rightarrow [0,1]$, onde $g_j(p)$ corresponde ao grau de conformidade da posição p com a classe c_j. A partir destes m planos de informação nebulosa, – um para cada classe possível –, o sistema produz então uma classificação final para os píxeis.

A arquitetura é implementada utilizando-se 2 sistemas: 1) o *codificador*, que é um ambiente que permite ao usuário traduzir as regras fornecidas pelos especialistas em sequências de operadores do sistema KHOROS, 2) o *decisor*, que tem como entrada os m planos de informação g_j gerados pelo disparo das sequências no KHOROS, e gera como saída uma classificação para cada pixel da imagem.

Neste trabalho apresentaremos o modelo das regras codificadas no KHOROS, ou seja, a saída do codificador. Apresentaremos também uma discussão sobre o decisor; o codificador em si ainda