3
Procedimento de Interpretação

Este capítulo apresenta o método de interpretação que é objeto do presente estudo. O procedimento de interpretação apresentado baseia-se nos conhecimentos espectral e multitemporal cuja combinação é feita com o uso de técnicas de lógica nebulosa. Além disso, é introduzido um método para inferir um conhecimento multitemporal a partir de outro com intervalo de tempo diferente.

3.1.
Passos fundamentais

Nesta seção, serão apresentados de maneira sucinta os passos envolvidos no modelo de classificação utilizado neste trabalho. Uma representação geral é mostrada na figura 1. O leitor notará que o esquema mostrado na figura é bastante convencional. Este capítulo tem o objetivo de explicitar como cada um destes passos é realizado no presente trabalho.

O primeiro passo refere-se à aquisição das imagens digitais o qual é realizado a partir de um sensor designado para tal tarefa.

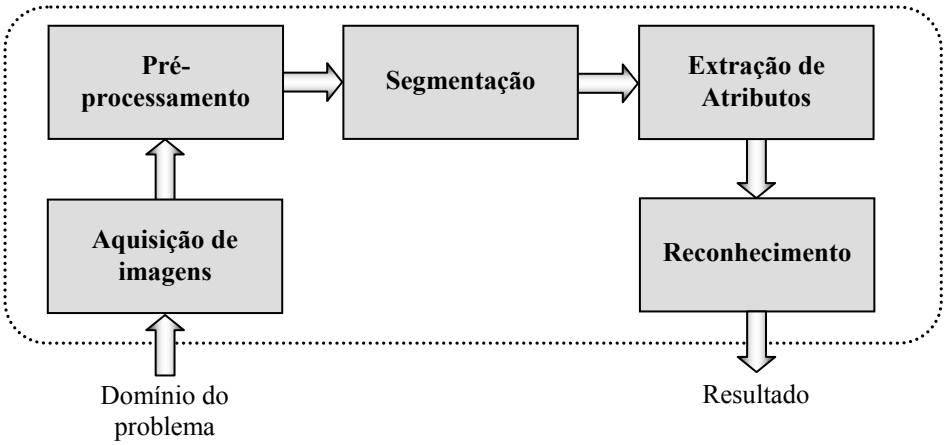

Figura 1 – Passos fundamentais para interpretação de imagens.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

O passo seguinte é o pré-processamento das imagens adquiridas que tem, basicamente, a finalidade de corrigir distorções geométricas e radiométricas, e compensar efeitos atmosféricos.

O terceiro passo refere-se à segmentação ou definição dos objetos. A segmentação trata de subdividir as imagens em regiões homogêneas segundo um critério pré-definido. As regiões produzidas são denominadas segmentos ou objetos.

O próximo passo tem como objetivo a extração de atributos para representação dos objetos da imagem. Este passo busca extrair características dos objetos, que servirão como base para o passo posterior de reconhecimento.

Finalmente, o quinto passo se constitui do reconhecimento, o qual atribui a cada classe de interesse os seus respectivos objetos.

Nas seções seguintes, os passos mais relevantes no contexto deste trabalho são discutidos mais detalhadamente.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

3.2. Pré-processamento

Após a aquisição das imagens, usualmente é efetuado o pré-processamento. As técnicas de pré-processamento procuram corrigir as distorções existentes na imagem. Recaem nesta etapa operações que visam corrigir distorções radiométricas ou geométricas, efeitos decorrentes da variabilidade das características do sensor, ou compensar efeitos atmosféricos. Neste trabalho, o pré-processamento limitou-se ao registro e recorte dos subconjuntos de teste da imagem (*subset*).

O registro consiste na correção geométrica da imagem, normalmente realizada pelo ajuste de um polinômio que converte as coordenadas originais da imagem (linha e coluna) em coordenadas de um sistema de projeção fixo. Este processo tem a finalidade de ajustar duas ou mais imagens da mesma cena adquiridas em instantes diferentes, de pontos de vista diferentes e/ou por sensores diferentes. O registro de imagens é uma etapa crucial em tarefas de análise em que a informação final é resultante da combinação de vários dados, como na fusão de imagens, na detecção de mudanças, análise multitemporal e interpretação

multitemporal. Os coeficientes do polinômio de ajuste são estimados com base nas coordenadas de um conjunto de pontos de controle identificados na imagem e em um mapa topográfico, em um levantamento de campo com GPS (*Global Positioning System*) ou em outra imagem. Neste trabalho, para que as imagens fossem registradas foi utilizada uma delas como referência. Esta última foi adquirida junto à Secretaria de Meio Ambiente (vide seção 5.1.2) devidamente georeferenciada. Por isso, as demais imagens foram também indiretamente georeferenciadas pelo processo de registro.

3.3. Segmentação

Ao invés da classificação usual de pixels, utiliza-se, neste trabalho, a classificação de objetos, também chamados de segmentos, cujas vantagens são discutidas, entre outros trabalhos, em Andrade et al. (2003), Darvish et al. (2003) e Pinho et al. (2005). Os objetos são produzidos pela segmentação das imagens.

A segmentação consiste na subdivisão da imagem em zonas, ou regiões, homogêneas e uniformes em função de um determinado atributo da imagem (Gonzalez & Woods, 2002).

Na literatura, existem diversos métodos de segmentação (Jain, 1989; Jähne 1991; Sonka, 1999). Os principais métodos de segmentação compreendem: os métodos de segmentação texturais, os métodos baseados em limiares (*Thresholding*) e os métodos de segmentação baseados na similaridade espectral. Entre os métodos de segmentação, destacam-se o método por crescimento de regiões (*Region Growing*) e o método por divisão e fusão (*Region Spliting* e *Merging*). Outro algoritmo de segmentação muito utilizado recentemente é o watershed (divisor de águas), que estabelece uma analogia da segmentação com um processo de inundação de uma superfície topográfica (Gonzalez & Woods, 2002; Vincent & Soille, 1991).

Recentemente, um algoritmo de segmentação implementado no programa eCognition, desenvolvido pela empresa alemã Definiens, tem recebido muitos adeptos na literatura devido a resultados semelhantes aos esperados por foto-

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

intérpretes (Blaschke et al., 2005; Frauman & Wolff, 2005; Zhong et al., 2005). Por isso, este algoritmo foi adotado para segmentar as imagens deste trabalho.

O processo de segmentação do eCognition utiliza a técnica de crescimento de região que começa com objetos de um pixel e que, em passos subseqüentes, são fundidos em objetos maiores. Em cada passo, pares adjacentes de objetos na imagem podem ser fundidos, dependendo do nível de homogeneidade entre eles e de um parâmetro de escala, o que produz um crescimento. O algoritmo busca minimizar a heterogeneidade (*f*), cujo critério geral consiste de duas partes: critério espectral ($h_{espectral}$) e critério de forma (h_{forma}):

$$f = p \cdot h_{espectral} + (1 - p) \cdot h_{forma} \qquad \text{Equação 1}$$

onde *p* é um peso para o critério espectral no intervalo de 0 a 1.

O critério espectral ($h_{espectral}$) é dado pela equação abaixo:

$$h_{espectral} = \sum_{c} w_c \left(n_{Fusão} \cdot \sigma_c^{Fusão} - \left(n_{Obj1} \cdot \sigma_c^{Obj1} + n_{Obj1} \cdot \sigma_c^{Obj2} \right) \right) \qquad \text{Equação 2}$$

onde:

- σ_c é o desvio padrão da resposta espectral na banda *c*;
- w_c é um peso dado à banda *c*;
- *n* é o número de pixels do objeto.

O critério de forma é composto por dois sub-critérios: critérios de lisura (h_{lisura}) e de compacidade ($h_{compacidade}$):

$$h_{forma} = w_{compacidade} \cdot h_{compacidade} + (1 - w_{compacidade}) \cdot h_{lisura} \qquad \text{Equação 3}$$

$$h_{lisura} = n_{Fusão} \cdot \frac{l_{Fusão}}{b_{Fusão}} - \left(n_{Obj1} \cdot \frac{l_{Obj1}}{b_{Obj1}} + n_{Obj2} \cdot \frac{l_{Obj2}}{b_{Obj2}} \right) \qquad \text{Equação 4}$$

$$h_{compacidade} = n_{Fusão} \cdot \frac{l_{Fusão}}{\sqrt{n_{Fusão}}} - \left(n_{Obj1} \cdot \frac{l_{Obj1}}{\sqrt{n_{Obj1}}} + n_{Obj2} \cdot \frac{l_{Obj2}}{\sqrt{n_{Obj2}}} \right) \qquad \text{Equação 5}$$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

onde *l* e *b* correspondem aos perímetros do objeto e da menor caixa possível de enquadrar o objeto, respectivamente.

O processo termina quando o limite superior de homogeneidade definido é alcançado. Uma descrição mais detalhada deste processo de segmentação pode ser encontrada em Baatz et al. (2000a, b).

Efetuada a segmentação, as regiões produzidas são classificadas. Esta estratégia de segmentação seguida da classificação tem tido entusiasmados adeptos na literatura, pois se aproxima muito do procedimento de interpretação visual, ou seja, primeiro delimitam-se unidades homogêneas da paisagem e, depois, se atribui estas unidades as respectivas classes.

3.4. Extração de Atributos

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

Uma vez segmentada a imagem, os objetos produzidos são normalmente representados e descritos por atributos nos quais se baseará a classificação. A representação por meio de atributos tem o objetivo de exprimir as diferenças essenciais entre os objetos, ou classes de objetos.

Estes atributos podem ser a própria informação espectral ou um arranjo espacial dos valores espectrais, a chamada textura. Quando se trabalha num ambiente de objetos, como neste trabalho, pode-se também lançar mão de informações contextuais de outra natureza que levam em conta, por exemplo, a forma e a relação de vizinhança dos objetos produzidos na segmentação. Neste trabalho, serão considerados apenas dois tipos de informações: a informação espectral e a informação multitemporal. O primeiro diz respeito à resposta espectral do objeto dada pela média espectral de cada banda de todos os pixels que o compõem. A informação multitemporal, neste trabalho, diz respeito exclusivamente à classificação do objeto num dado instante anterior. Desta forma, um objeto *o* pode ser representado por um vetor *s,* conforme abaixo:

$$s = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_b \\ m \end{bmatrix}$$

onde e_k é a resposta espectral média do objeto na banda espectral k, onde $k = 1, 2, ..., b$, b é número de bandas e m a informação multitemporal de o.

3.5. Reconhecimento

Uma vez produzidas as descrições dos objetos, é efetuado o reconhecimento ou classificação. Com base na descrição s, o reconhecimento associa um rótulo a cada objeto, ou seja, procede-se a interpretação propriamente dita da imagem.

O modelo proposto utiliza dados em múltiplos instantes de tempo. Portanto, será adotado o símbolo t para denotar o instante de aquisição da imagem a ser classificada, e t-Δt para um instante de tempo anterior, onde Δt corresponde ao intervalo de tempo transcorrido entre t-Δt e t.

Para produzir a classificação de uma imagem adquirida no instante t, o procedimento de interpretação utiliza, além da própria imagem de onde serão extraídas as respostas espectrais de cada objeto, a classificação atribuída a cada objeto no instante t-Δt e a base de conhecimento que modela o conhecimento específico obtido de um especialista humano.

A figura 2 apresenta de modo simplificado o modelo proposto.

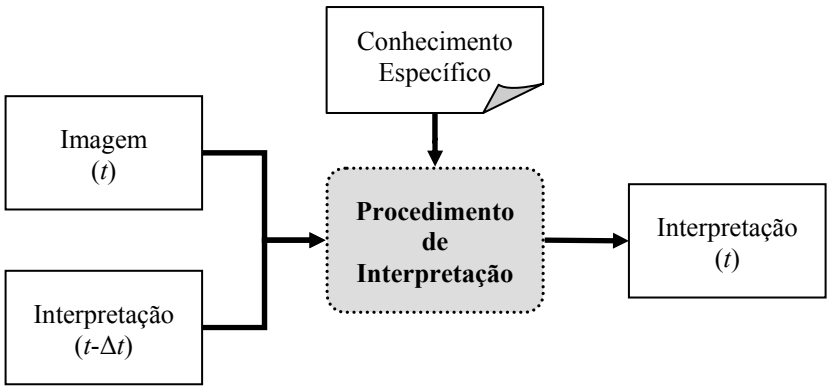

Figura 2 – Esquema geral do modelo de interpretação.

Uma descrição de um objeto é considerada aqui um padrão. Geralmente, um padrão é formado por um ou mais atributos, isto é, um padrão é um arranjo de atributos. Uma classe é um conjunto de padrões que compartilham algumas propriedades comuns. O reconhecimento de padrões envolve técnicas para a

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

identificação da classe a qual pertence cada padrão. As classes são freqüentemente rotuladas por ω_j, onde $j = 1, 2, ... n$ e n é o número de classes da legenda.

3.5.1.
Modalidades de conhecimento

Diversas formas de conhecimento têm sido utilizadas para aumentar a acurácia de classificadores de imagens de sensores remotos. Não é objetivo deste trabalho avaliar estes inúmeros conhecimentos, mas, tão somente, analisar a contribuição do uso da informação multitemporal para o desempenho da classificação. Desta forma, as modalidades de conhecimento utilizadas para a interpretação das imagens produzida neste trabalho são os conhecimentos espectral e multitemporal, os quais encontram-se descritos nas próximas seções.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

3.5.1.1.
Conhecimento espectral

O termo conhecimento espectral refere-se aqui à modalidade de conhecimento que expressa relações entre a resposta espectral do objeto na imagem adquirida em t (imagem analisada) e as classes da legenda. Este conhecimento será representado por funções, que aplicadas à resposta espectral média de um objeto, retorna os graus de pertinências do objeto a cada classe da legenda. Num ambiente supervisionado convencional este conhecimento é obtido a partir de um conjunto representativo de objetos cuja classificação é conhecida *a priori*. Inúmeros modelos de classificação têm sido aplicados para interpretar imagens de sensores remotos a partir das respostas espectrais (Richards & Xiuping, 1999). Adotou-se para a representação do conhecimento espectral nesta proposta, o mesmo procedimento supervisionado utilizado em Mota (2004a) e Campos et al. (2005a, b), conforme esclarecido a seguir.

Primeiramente, é necessário selecionar um conjunto de objetos pré-classificados para cada uma das classes da legenda. Este conjunto é usualmente denominado de conjunto de treinamento. A seleção pode ser realizada manualmente pelo especialista ou por algum método automático de detecção de

mudança (Crapper & Hynson, 1983; Huertas & Nevatia, 2000; Radke et al., 2005).

Após a seleção do conjunto de treinamento, são calculadas as médias m_j e as matrizes de covariância Σ_j de cada classe ω_j. Admite-se aqui que a resposta espectral média dos objetos de cada classe pode ser adequadamente modelada por uma distribuição Normal $N(m_j, \Sigma_j)$.

As funções de pertinência relativas à resposta espectral, exploram uma propriedade das distribuições normais, segundo a qual a distância de Mahalanobis de um padrão ao centróide da população com distribuição $N(m_j, \Sigma_j)$ é uma variável aleatória com distribuição chi-quadrado com α graus de liberdade, onde α é a dimensão do espaço de atributos. Sendo assim, a probabilidade de que um padrão x_i pertencente à população ω_j esteja a uma distância

$$(x_i - m_j)^T \Sigma_j^{-1} (x_i - m_j) < \chi_\alpha^2(\gamma) \qquad \text{Equação 6}$$

da média m_j é igual a (1-γ), onde $\chi_\alpha^2(\gamma)$ é o percentil (100γ) da função chi-quadrado com α graus de liberdade, (Duda et al., 2001). O grau de pertinência é dado, nesta abordagem, pelo valor de γ que satisfaz a equação abaixo:

$$(x_i - m_j)^T \Sigma_j^{-1} (x_i - m_j) = \chi_\alpha^2(\gamma) \qquad \text{Equação 7}$$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

3.5.1.2. Conhecimento multitemporal

O conhecimento multitemporal expressa, nesta proposta, a possibilidade de um objeto pertencer num instante *t* a uma determinada classe, tendo em vista a informação da classe a qual o objeto pertencia num instante anterior *t*-Δ*t*. Neste sentido, o conhecimento multitemporal busca modelar o conhecimento de um especialista humano quanto às possíveis mudanças de classes ao longo do tempo.

Estas relações temporais podem ser expressas por meio de diagramas de transição de estado. O diagrama de transição de estado é um modelo comportamental que lança mão da definição de um conjunto de estados do

sistema. Um estado é qualquer modo de comportamento ou estado observável. Em sistemas de interpretação, como o apresentado aqui, os estados correspondem às classes da legenda em um certo instante de tempo. Estes diagramas usualmente são representados por grafos, cujos nós indicam os estados possíveis e as arestas as possíveis transições entre os estados em um determinado intervalo de tempo (Pressman, 1997). No contexto deste trabalho, estados correspondem às classes e transições às mudanças de classes que um objeto pode sofrer num intervalo de tempo definido.

A figura 3 apresenta um exemplo de diagrama de transição de estados simulando um sistema de cinco classes.

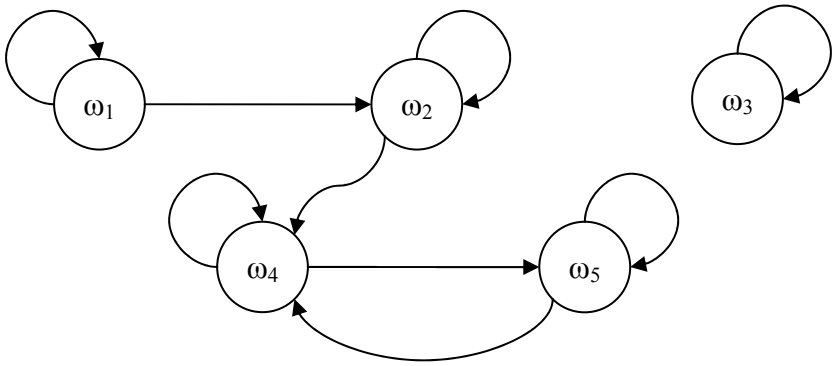

Figura 3 – Exemplo de modelagem de conhecimento multitemporal em um intervalo de tempo Δ*t* usando diagrama de transição de estados.

Observando a figura 3, notam-se pares de nós (classes) sem arcos ligando-os (por exemplo ω_2 e ω_5), algumas transições que ocorrem somente numa direção (por exemplo ω_1 e ω_2), e classes de onde não parte nenhum arco (por exemplo ω_3). É importante ressaltar que a figura 3 representa a modelagem do conhecimento multitemporal para um intervalo de tempo pré-definido, denotado neste trabalho por Δt. Se o intervalo de tempo considerado for diferente, o correspondente diagrama poderá também ser diferente.

É possível inferir o diagrama para um intervalo de tempo $\Delta t'$ múltiplo de Δt, baseando-se no diagrama para o intervalo Δt. Por exemplo, para $\Delta t' = 2\Delta t$, haveria, além das transições indicadas na figura 3, a transição de ω_1 para ω_4 e de ω_2 para ω_5, resultando no diagrama de transição de estados ilustrado na figura 4.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

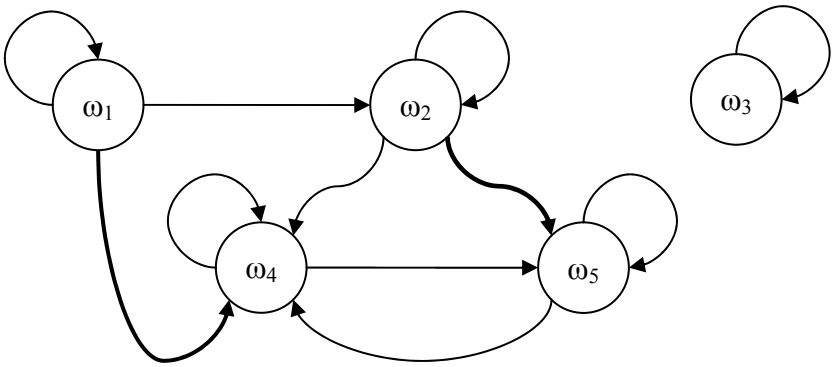

Figura 4 – Exemplo de modelagem de conhecimento multitemporal com intervalo de tempo superior ao pré-definido ($\Delta t' = 2*\Delta t$), onde surgem novas transições entre classes.

Na prática, o diagrama de transição de estado representa o comportamento de cada classe de objetos, ou seja, ele descreve o ciclo de vida possível dos objetos.

O trabalho de Mota (2004a) propõe que se atribua a cada transição um valor p_{ij} entre zero e um, que expressa a possibilidade de que um objeto atribuído à classe ω_i no instante anterior passe a pertencer à classe ω_j, onde $i, j = 1, ..., n$, e n é o número de classes da legenda. Sendo assim, a cada arco do diagrama de transição de estados estará associado um valor de possibilidade de ocorrência da respectiva transição, como indicado na figura 5.

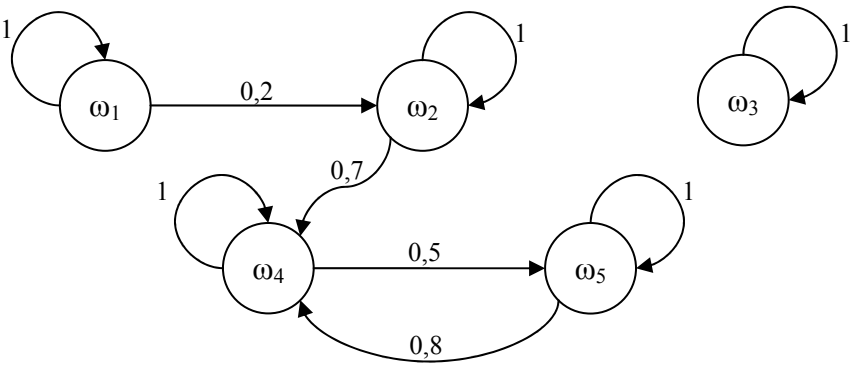

Figura 5 – Exemplo de diagrama de transição de estados para o conhecimento multitemporal com os valores das possibilidades.

Na figura 5, por exemplo, tem-se que a possibilidade p_{24} de um objeto da classe ω_2 passar a pertencer à classe ω_4 decorrido Δt é 3,5 maior do que a possibilidade p_{12} de um objeto da classe ω_1 passar a pertencer à classe ω_2 no mesmo intervalo de tempo. Esta informação pode ser utilizada para auxiliar o processo de classificação como será mostrado mais adiante.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

Uma dificuldade desta abordagem é que a estimativa dos valores de possibilidade de transição é intrinsecamente subjetiva e, portanto, sujeita à incerteza e inexatidão. Nestes casos, o tratamento possibilístico, conforme a teoria de Zadeh (1978), é mais adequado do que uma abordagem probabilística convencional.

Estimar o valor destas possibilidades representa uma dificuldade importante mesmo para um especialista com grande conhecimento da área de teste. O presente trabalho propõe que estes valores de possibilidade sejam estimados de modo automático utilizando algoritmos genéticos (AG) a partir de dados de datas diferentes ao da imagem analisada.

Esta procura pode ser dirigida pelo conhecimento de um especialista da região analisada em pelo menos duas formas. Primeiramente, o especialista define as transições impossíveis. Estas transições têm possibilidade nula e os arcos correspondentes são suprimidos do diagrama. Em segundo lugar, o especialista pode apontar para cada estado de partida a transição mais provável. Nas aplicações de interpretação de imagens de sensores remotos, em geral, a transição mais provável corresponde a que não ocorra mudança na classe do objeto. Por razões que ficarão claras na seção 4.2, atribui-se possibilidade igual a 1 para a transição mais provável. Os demais valores de possibilidade de transição são estimados a partir de dados históricos.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

3.5.2. Sistema de Inferência

Tendo apresentado as formas de conhecimento a serem utilizadas no processo de interpretação, é necessário definir uma forma de combiná-las num conjunto de regras de interpretação. Aqui lançar-se-á mão de ferramentas da lógica nebulosa, também conhecida como lógica fuzzy ou lógica difusa (Zadeh, 1965, 1978; Kuncheva, 2000; Mendel, 1995).

A utilização da lógica nebulosa no presente trabalho se deve às seguintes vantagens:

- Simplicidade de implementação;

- Habilidade de "traduzir" conhecimento vago/impreciso de especialistas humanos não familiarizados com a teoria subjacente;
- Sistemas baseados em regras podem ser analisados e melhorados.

Antes de discutir como as modalidades de conhecimento espectral e multitemporal são combinadas, a seção seguinte introduz os fundamentos principais da lógica nebulosa necessários para a compreensão do restante deste trabalho. O leitor já familiarizado com estes conceitos poderá prescindir da próxima seção e continuar a leitura na seção seguinte que descreve o classificador nebuloso utilizado neste trabalho.

3.5.3. Lógica nebulosa

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

Esta seção não pretende apresentar de forma exaustiva a teoria da lógica nebulosa. Aqui, serão apresentados somente os principais conceitos e funcionalidades necessários para o entendimento e desenvolvimento da presente proposta. Um estudo mais amplo em lógica nebulosa pode ser encontrado em Mendel (1995), Dubois & Prade (1980, , 1991b e 1996), Dubois et al. (1991a) e Zimmermann (2001).

Os conjuntos nebulosos foram desenvolvidos por Lotfi Zadeh (1965) em resposta à dificuldade percebida de fornecer entradas exatas para sistemas inteligentes. O texto de Zimmermann (2001) fornece uma introdução completa à teoria de conjuntos nebulosos e em Zimmermann (1999) está concentrado um conjunto de aplicações da teoria.

A teoria da possibilidade (Zadeh, 1978) foi introduzida para lidar com a incerteza em sistemas nebulosos e tem muito em comum com a probabilidade. Zadeh propõe a teoria das possibilidades como uma medida de vagueza, da mesma forma que a teoria das probabilidades mede a aleatoriedade. Dubois & Prade (1994) fornecem um estudo completo das conexões entre a teoria da possibilidade e a teoria da probabilidade.

Em lógica nebulosa o nível de compatibilidade de um elemento a um conjunto é denominado grau de pertinência. Para medir graus de pertinência, são estabelecidas funções de pertinência.

Na teoria da lógica convencional, a relação de um elemento a um conjunto é bem definida. A função de pertinência de um elemento γ a um conjunto Φ, ambos em um universo Y, é representada por $\mu_\Phi(\gamma)$:

$$\mu_\Phi(\gamma) = \begin{Bmatrix} 1, \text{se e somente se } \gamma \in \Phi \\ 0, \text{se e somente se } \gamma \notin \Phi \end{Bmatrix} \qquad \text{Equação 8}$$

Desta forma, nos conjuntos da lógica convencional, denominados conjuntos *crisp*, um elemento γ pertence ou não a um conjunto Φ, ou seja, possui uma função de pertinência bivalente.

Zadeh (1965) introduziu a teoria de conjuntos nebulosos com uma idéia mais aberta de pertinência. Neste caso, a função de pertinência admite valores nebulosos em um intervalo: $\mu_\Phi(\gamma) \in [0,1]$, o que pode ser expresso da seguinte forma:

$$\Phi = \{(\gamma, \mu_\Phi(\gamma)) \mid \gamma \in \mathrm{Y}, \mu_\Phi(\gamma) : \mathrm{Y} \mapsto [0,1]\} \qquad \text{Equação 9}$$

Tratando-se de sistemas de classificação, um conjunto nebuloso é uma classe de objetos com um grau de pertinência contínuo definido por uma função de pertinência que atribui para cada objeto um grau de pertinência no intervalo [0;1].

Os nomes de conjuntos nebulosos são indicados como valores de variáveis lingüísticas. Por exemplo, a distância de um determinado objeto em relação a outro pode ser uma variável lingüística assumindo valores perto e longe. Estes valores são descritos por intermédio de conjuntos nebulosos, representados por funções de pertinência, conforme mostrado na figura a seguir:

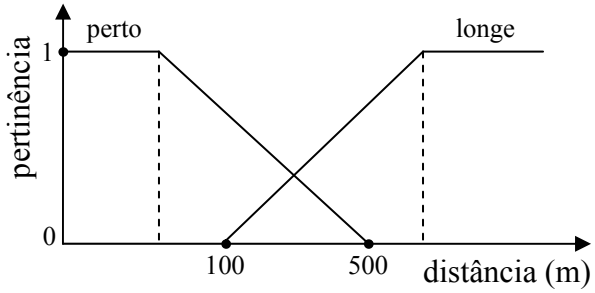

Figura 6 – Funções de pertinência para a variável lingüística distância.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

As funções de pertinência podem ter diferentes formas, dependendo do conceito que se deseja representar e do contexto em que serão utilizadas. Funções de pertinência podem ser definidas a partir da experiência e da perspectiva do usuário. Uma função particular é a chamada função discretizada que consiste de um conjunto de valores discretos correspondendo a elementos discretos do universo. Por exemplo, se $Y = \{0;1;2;3;4;5\}$, onde Y é o universo do elemento γ, uma representação possível para as funções de pertinência de γ para os conjuntos nebulosos com variáveis lingüísticas A_1, A_2, e A_3 seria:

$$\mu_{A_1}(\gamma) = \{0,4; 0,5; 1; 0; 0,6\}$$
$$\mu_{A_2}(\gamma) = \{0,1; 0,7; 0,8; 1; 0\}$$
$$\mu_{A_3}(\gamma) = \{1; 0,2; 0,9; 0,5; 1\}$$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

Um outro conceito importante é o de relação. Uma relação exprime uma associação (ou interação) entre elementos de dois ou mais conjuntos. As relações podem ser expressas de forma analítica (para universos infinitos, por exemplo), ou de forma tabular, muito utilizada no caso de universos finitos (e discretos). Esta última recebe o nome de matriz relacional. Relações nebulosas generalizam o conceito de relações e representam o grau da associação entre elementos de dois ou mais conjuntos nebulosos. Formalmente, dados dois universos X e Y, a relação nebulosa R é um conjunto nebuloso em $X \times Y$, caracterizada por uma função de pertinência $\mu_R(x,y) \in [0,1], \text{onde } x \in X \text{ e } y \in Y$. Por exemplo, dado dois conjuntos de cidades $X = \{x_1, x_2, x_3\}$ e $Y = \{y_1, y_2\}$, uma relação nebulosa que exprime o valor de pertinência para o conjunto nebuloso "perto", de acordo com a variável "distância" entre as cidades de X e Y, poderia ser dada pela função de pertinência $\mu_R(x,y)$ expressa pela seguinte matriz relacional:

	y_1	y_2
x_1	0,4	0,5
x_2	0	0,3
x_3	0,8	1

A composição de relações representa um papel muito importante em sistemas de inferência nebulosa. Dado duas relações $P = X \times Y$ e $Q = Y \times Z$ que possuem um conjunto Y em comum, a composição dessas duas relações é definida como um conjunto $R = X \times Z = P \circ Q$. A expressão para a função de pertinência resultante da composição de duas relações nebulosas com um conjunto nebuloso em comum é generalizada para:

$$\mu_R(x,z) = \mu_{P \circ Q}(x,z) = \sup_y [\mu_P(x,y) * \mu_Q(y,z)] \qquad \text{Equação 10}$$

onde * é, normalmente, "mínimo" ou "produto" e sup é "máximo".

Uma maneira prática de realizar as operações de composição consiste em se efetuar a "multiplicação" entre as matrizes relacionais, tomando o cuidado de substituir cada multiplicação por "mínimo", quando for o caso, e adição por "máximo".

Considerando agora um caso especial em que a relação P é entre um conjunto nebuloso apenas, de forma que, em vez de $\mu_P(x,y)$, tem-se $\mu_P(x)$. Isto é equivalente a ter $X = Y$ e a composição torna-se somente uma função de z, denotada pela seguinte função de pertinência:

$$\mu_R(z) = \sup_x [\mu_P(x) * \mu_Q(x,z)] \qquad \text{Equação 11}$$

Do ponto de vista operacional, tem-se a "multiplicação" de um vetor por uma matriz, observando-se as substituições adequadas de operadores; o resultado é um vetor.

Declarações do tipo λ é A, onde A é um termo lingüístico definido por um conjunto nebuloso Φ em um universo Y, são representadas por proposições nebulosas. Estas proposições conectam as variáveis com os termos lingüísticos definidos pelas variáveis. As proposições nebulosas são usualmente combinadas pelos conectivos lógicos "e" e "ou" implementados por T-normas e T-conormas, respectivamente. Na literatura, existem inúmeras T-normas e T-conormas, mas, em aplicações – principalmente em engenharia – têm sido utilizados preponderantemente os operadores mínimo e produto algébrico para interseção e o

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

operador máximo para a união segundo o modelo de Mamdani (Mamdani, 1974; Mamdani & Assilian, 1975) para inferência nebulosa.

Se as proposições nebulosas estão relatadas em diferentes universos de discurso, resultam em uma interação nebulosa. Por exemplo, considerando a proposição:

$$\mathrm{P}_1 : \gamma_1 \text{ é } A_1 \text{ e } \gamma_2 \text{ é } A_2$$

onde A_1 e A_2 têm funções de pertinência $\mu_{A_1}(\gamma_1)$ e $\mu_{A_2}(\gamma_2)$, respectivamente. A proposição P é representada pela função de pertinência:

$$\mu_{\mathrm{P}_1}(\gamma_1, \gamma_2) = \mathrm{T}(\mu_{A_1}(\gamma_1); \mu_{A_2}(\gamma_2)) \qquad \text{Equação 12}$$

onde T é a T-norma geral, que é utilizada para modelar o conectivo "e". Da mesma forma, a proposição:

$$\mathrm{P}_2 : \gamma_1 \text{ é } A_1 \text{ ou } \gamma_2 \text{ é } A_2$$

é representada pela função de pertinência:

$$\mu_{\mathrm{P}_2}(\gamma_1, \gamma_2) = \perp(\mu_{A_1}(\gamma_1); \mu_{A_2}(\gamma_2)) \qquad \text{Equação 13}$$

onde $\perp$ é uma T-conorma que modela o conectivo lógico "ou".

A combinação de proposições pode ser a premissa de uma regra nebulosa.

Uma regra nebulosa associa uma condição sobre as variáveis lingüísticas a uma conclusão. Uma regra nebulosa é uma declaração se-então, onde a premissa e o conseqüente consistem de proposições nebulosas. Portanto, as regras nebulosas são expressas por um conjunto de regras de produção do tipo:

se <*condição*> então <*conclusão*>

A premissa pode conter uma combinação de proposições através de conectivos lógicos (e, ou, ou negação). Considerando-se a seguinte regra *R*:

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

$$R\text{: se } \gamma_1 \text{ é } A_1 \text{ e } \gamma_2 \text{ é } A_2 \text{ então } s \text{ é } B$$

onde os conjuntos A_1 , A_2 e B são representados pelas funções de pertinência $\mu_{A_1}(\gamma_1)$, $\mu_{A_2}(\gamma_2)$ e $\mu_B(s)$, respectivamente, *R* pode ser definida por:

$$R = \mathrm{I}(\mathrm{T}(A_1, A_2), B)$$

onde T é uma conjunção baseada em uma T-norma geral e I é uma função de implicação nebulosa que representa o conectivo se-então. Portanto, a função de pertinência de R é dada por:

$$\mu_R(\gamma_1, \gamma_2, s) = \mathrm{I}(\mathrm{T}(\mu_{A_1}(\gamma_1), \mu_{A_2}(\gamma_2)), \mu_B(s)) \qquad \text{Equação 14}$$

Sendo assim, as regras nebulosas são consideradas um conjunto de N_R regras em paralelo com premissa baseada em N_V variáveis:

$$\begin{aligned}
&R_1 : \text{se } \gamma_1 \text{ é } A_{1,1} \text{ e} \ldots \text{e } \gamma_{N_V} \text{ é } A_{N_V,1} \text{ então } s \text{ é } B_1 \\
&R_2 : \text{se } \gamma_1 \text{ é } A_{1,2} \text{ e} \ldots \text{e } \gamma_{N_V} \text{ é } A_{N_V,2} \text{ então } s \text{ é } B_2 \\
&\qquad\qquad \vdots \\
&R_{\mathrm{N_R}} : \text{se } \gamma_1 \text{ é } A_{1,N_R} \text{ e} \ldots \text{e } \gamma_{N_V} \text{ é } A_{N_V,N_R} \text{ então } s \text{ é } B_{N_R}
\end{aligned}$$

A transformação de um conjunto de N_R regras paralelas em uma relação nebulosa simples *R* é realizada pela combinação de todas as N_R regras. Este processo é denominado agregação. No caso de sistemas de reconhecimento de padrões, a agregação pode ser definida pela associação de um objeto a uma classe. Neste caso, é definida uma regra para cada padrão que resultará em um grau de pertinência do objeto a cada classe. A regra de decisão consiste em atribuir o objeto à classe associada ao maior grau de pertinência.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

3.5.4.
Classificador nebuloso de objetos

Nesta seção, será apresentado o classificador de objetos proposto.

Dado que foram obtidos n_o objetos pelo método de segmentação, cada objeto o_i é, então, representado pelo seu vetor de atributos s_i, conforme indicado na seção 3.4:

$$s_i = \begin{bmatrix} e_{i1} \\ e_{i2} \\ \vdots \\ e_{ib} \\ m_i \end{bmatrix}$$

onde:

- e_{ik} é a resposta espectral média do objeto o_i na banda espectral k;
- $k = 1, 2, ..., b$;
- b é número de bandas existentes na imagem;
- m_i é a informação multitemporal;
- $i = 1, 2, ..., n_o$;
- n_o é o número de objetos produzidos pela segmentação.

Seja uma classe ω_j, $j = 1, ..., n$, e n é o número de classes da legenda, a regra nebulosa R_j que determinará o grau de pertinência de um objeto o_i a ω_j é definida por:

$$R_j : \text{se } x_i \text{ é } cor_j \text{ e } transição_{m_i j} \text{ é } possível \text{ então } s_i \text{ é } \omega_j$$

onde:

- x_i é o conjunto de todos os e_{ik} indicados na representação do objeto o_i;
- $transição_{m_i j}$ indica a mudança da classe ω_{m_i} para ω_j.
- cor_j é uma variável lingüística que indica uma propriedade espectral da classe ω_j representada pelo valor de γ que satisfaz a equação 7;

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

- *possível* é outra variável lingüística representada pelo valor de $p_{m_i j}$, conforme discutido na seção 3.5.1.2, que indica a possibilidade do objeto atribuído à classe ω_{m_i} no instante anterior pertencer à ω_j no instante atual.

Desta forma, para cada classe ω_j da legenda existe uma regra nebulosa que indicará o grau de pertinência de cada objeto à ω_j. Neste trabalho, o conectivo lógico "e" apresentado nas regras é implementado pelo operador de multiplicação.

Note que qualquer objeto pode pertencer a mais de uma classe da legenda, entretanto com graus de pertinência diferentes. Nestes casos, o objeto é atribuído à classe com o maior grau de pertinência.

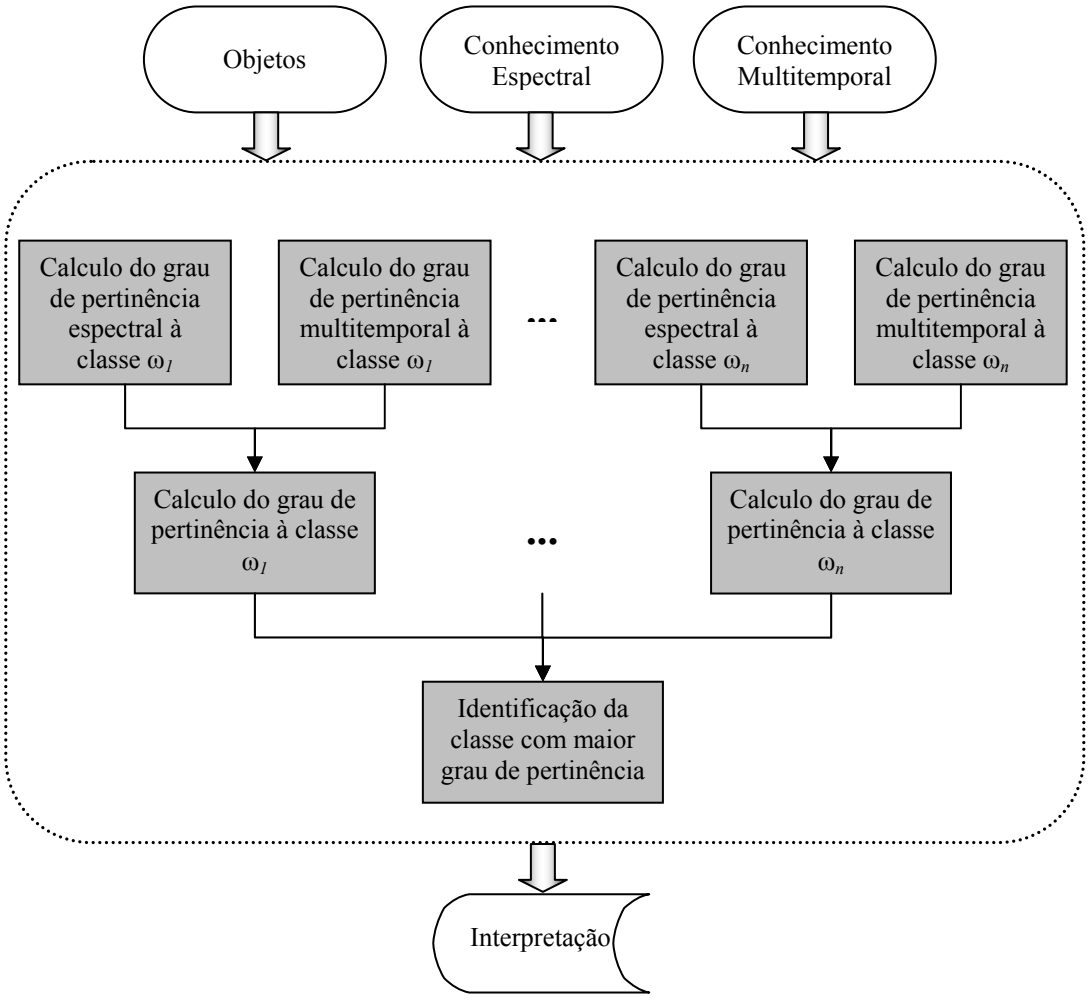

Figura 7 – Representação do sistema de interpretação.

Em síntese, o procedimento de interpretação calcula dois graus de pertinência para cada objeto e cada classe, produzidos respectivamente pela

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

aplicação do conhecimento espectral e multitemporal. O grau de pertinência final é resultado do produto entre eles. A regra de decisão adotada consiste em atribuir o objeto à classe cujo valor derivado da combinação destes dois graus de pertinência é máximo.

3.5.5. Inferência de possibilidades de transição para intervalos maiores

A modelagem do conhecimento multitemporal, conforme descrito no capítulo anterior, pressupõe um intervalo de tempo fixo, denotado por Δt que separa a data de aquisição de uma imagem anterior, cuja classificação será usada para subsidiar a classificação de uma imagem obtida numa data posterior.

Freqüentemente numa aplicação não se dispõe de uma série de imagens obtidas em intervalos regulares de tempo, devido, por exemplo, a excesso de nuvens no momento de uma das passagens do satélite.

Pode se dar, por exemplo, o caso em que as possibilidades de transição foram estimadas para um intervalo Δt. Contudo, as datas da imagem a ser classificada e da última classificação disponível estão separadas por um número α (usualmente inteiro) de intervalos de tempo Δt. A questão que se coloca é, como estimar as possibilidades de transição para o intervalo $\alpha\Delta t$ baseando-se nas possibilidades de transição para um intervalo Δt.

Esta seção propõe uma solução para este problema, inspirada nas chamadas Redes de Markov Nebulosas (Avrachenkov & Sanchez, 2002).

Seja E, a variável lingüística relacionada ao conhecimento espectral, então E_i refere-se ao conjunto nebuloso que caracteriza a assinatura espectral da classe ω_i (i = 1, 2, …, n). A função de pertinência de um objeto ao conjunto E_i foi apresentada na seção 3.5.1.1 pela equação 7.

Da mesma forma, P corresponde à variável lingüística relacionada ao conhecimento multitemporal. Sendo assim, P_i refere-se ao conjunto nebuloso que caracteriza ω_i dado uma classificação anterior.

A função de pertinência para a variável P é uma função discretizada constituída por um conjunto de valores contidos no intervalo possibilístico [0,1]. No caso de uma variável P_i, cada valor j da respectiva função, corresponde à

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

possibilidade de transição da classe ω_j para a classe ω_i ($i, j = 1, 2, \ldots, n$). Portanto, a função de pertinência μ_{P_i} de um objeto o_k ao conjunto P_i, dado que no instante anterior o_k pertencia à classe m_k, é definida por:

$$\mu_{P_i}(m_k) = \{p_{1i}; p_{2i}; \ldots; p_{ni}\} \qquad \text{Equação 15}$$

Dado um conjunto de classes $\Phi = \{\omega_1, \omega_2, \ldots, \omega_n\}$, as transições entre as classes em um instante t-Δt e t, podem ser vistas como uma relação $L_0 = \Phi_{t-\Delta t} \times \Phi_t$. Podendo, portanto, ser representada por uma matriz relacional:

		t			
		ω_1	ω_2	...	ω_n
t-Δt	ω_1	p_{11}	p_{12}	...	p_{1n}
	ω_2	p_{21}	p_{22}	...	p_{2n}
	⋮	⋮	⋮	⋱	⋮
	ω_n	p_{n1}	p_{n2}	...	p_{nn}

onde n é o número de classes da legenda.

Nota-se, aqui, que cada coluna da matriz relacional corresponde à função discretizada de pertinência para a variável P, descrita anteriormente.

Naturalmente, nem sempre esta matriz corresponde ao conhecimento multitemporal no intervalo de tempo desejado. Caso o intervalo de tempo do conhecimento multitemporal da imagem a ser interpretada seja múltiplo do intervalo de tempo do conhecimento multitemporal adquirido, o conhecimento referente ao primeiro pode ser inferido a partir do último.

Dada, ainda, uma relação $L_1 = \Phi_t \times \Phi_{t+\Delta t}$. das transições de classes entre os instantes t e t+Δt, onde t é um instante comum nas relações L_0 e L_1, a relação L_2 caracterizada por um intervalo de tempo $2\Delta t$ pode ser encontrada pela composição $L_2 = L_0 \circ L_1 = \Phi_{t-\Delta t} \times \Phi_{t+\Delta t}$.

Uma hipótese básica do método aqui proposto é que os valores de possibilidade de transição são estáveis ao longo do tempo, ou seja, dependem

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

apenas do intervalo de tempo considerado (Δt), mas são independentes das datas em que as imagens foram adquiridas, desde que separadas por Δt.

Sob esta hipótese, o conhecimento multitemporal definido por L_0 é igual ao definido por L_1, pois são relativos ao mesmo intervalo de tempo. Portanto, L_2 é encontrado pela equação abaixo:

$$L_2 = L_0 * L_1 = L_0 * L_0 = L_1 * L_1 \qquad \text{Equação 16}$$

onde "*" é uma "multiplicação" dentro dos conceitos da lógica nebulosa.

Portanto, dado que L_α a representação da matriz relacional do conhecimento multitemporal com intervalo de tempo $\alpha\Delta_t$, uma forma geral de encontrar L_α é:

$$\begin{aligned} L_2 &= L_1 * L_1 \\ L_3 &= L_2 * L_1 \\ L_4 &= L_3 * L_1 \\ &\vdots \\ L_\alpha &= L_{\alpha-1} * L_1 \end{aligned}$$

Então cada linha da matriz relacional L_α corresponde à função discretizada de pertinência para a variável P, dentro do conhecimento multitemporal com o intervalo de tempo desejado.

A partir das variáveis estabelecidas, para cada classe ω_i, é estabelecida uma regra da seguinte forma:

$$R_i : \text{se } x_k \text{ é } E_i \text{ e } P_i \text{ é } \textit{possível} \text{ então } o_k \text{ pertence à classe } \omega_i$$

onde x_k é a informação espectral do objeto o_k.

Deste modo, o valor de pertinência de um objeto o_k à classe ω_i é definida pela função de pertinência:

$$\mu_{R_i}(s_k) = \mu_{E_i}(x_k) * \mu_{P_i}(m_k) \qquad \text{Equação 17}$$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA

Assim, cada objeto poderá pertencer a mais de uma classe com níveis diferentes de pertença, mas, ao final do processo de interpretação, prevalecerá a classe vinculada ao maior grau de pertinência.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 0321200/CA