

Comparação entre métodos de definição de conjuntos nebulosos de cores para classificação de pixels.

WALDEMAR BONVENTI JR.^{1,2}, ANNA HELENA REALI COSTA¹

¹ LTI – Laboratório de Técnicas Inteligentes
Departamento. de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais
Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
Av. Prof. Luciano Gualberto, trav.3, 158 – 05424-970 – São Paulo – SP - Brazil
anna@pcs.usp.br

² Centro de Ciências Exatas e Tecnologia
Universidade de Sorocaba
Rod. Raposo Tavares, km 92,5 – fone (15) 229-9200
18023-000 Sorocaba – SP
waldemar.bonventi@poli.usp.br, bonventi@zaz.com.br

Resumo. Este artigo trata do problema de classificação de pixels através de atributos de cores. É utilizada a Lógica Nebulosa para identificação das cores, que apresenta forma mais próxima à linguagem humana. Os pixels são representados no sistema HSI, conjuntos nebulosos de cores são definidos, e respectivas funções de pertinência, sobre os histogramas das componentes matiz e intensidade da imagem. As classes dos pixels são dadas por regras nebulosas entre estes conjuntos. São propostos três métodos de definição dos conjuntos nebulosos de cores, e seus resultados comparados. Cada um destes métodos difere no grau necessário de interação com o operador para a definição dos conjuntos nebulosos de cores.

1. Introdução

A segmentação de imagens é um processo importante dentro da área de Visão Computacional, sendo baseado na identificação de atributos, como descontinuidade, similaridade, cores das regiões e outros [1]. A descrição dos atributos referente a cores de uma imagem, é feita de modo subjetivo, devido ao fato de que a interpretação das mesmas, por observadores diferentes, apresenta variações, por se tratar de um fenômeno psicofísico.

O processo de identificação de cores é baseado em três *primárias* (vermelho, verde e azul), pois a retina humana possui três tipos de cones, com máximo de sensibilidade nos comprimentos de onda 445, 535 e 570 nm respectivamente. Conseqüentemente, a representação física das cores se dá em um espaço vetorial de coordenadas (por exemplo o RGB), mas a *cor percebida* envolve outros processos, cuja descrição natural é feita por atributos lingüísticos. O uso do sistema RGB como base de representação, não faz parte da linguagem humana, pois as três componentes são fortemente correlacionadas entre si. Outros espaços

de representação de cores podem ser mais adequados, como o *HSI* [2], que separa as componentes cromáticas (matiz e saturação) das acromáticas (intensidade), e fica mais próximo da interpretação humana.

A descrição lingüística das cores torna o uso de Lógica Nebulosa uma ferramenta excelente para interpretar e classificar cores, pois objetos da cena que possuem cores denominadas como *cinza, amarelo-limão, verde-claro, azul-escuro, rosa*, entre tantos outros, podem ser melhor segmentados em uma cena se seus pixels puderem ser agrupados sob o mesmo rótulo – no caso definido por *conjuntos nebulosos*. Recentemente, a associação da lógica nebulosa com o processamento de imagens tem sofrido considerável crescimento [3, 4, 5, 6]. A grande maioria destes trabalhos descreve os atributos da imagem acromaticamente, ou seja, associa rótulos lingüísticos apenas ao brilho das regiões da imagem [7]. A aplicação de tais métodos encontra grandes dificuldades ao distinguir sombras dos objetos, ou ainda, duas cores com matizes diferentes (verde e vermelho, p.ex.), com a mesma intensidade. A adição da informação cromática (matiz) para uma descrição

nebulosa é muito recente e possui o objetivo de melhorar a segmentação dos objetos da imagem.

A representação dos pixels no sistema HSI aproxima a descrição das suas cores por lógica nebulosa à descrição natural lingüística. Com isto, escolhemos este sistema para representar pixels de uma imagem colorida, utilizando a lógica nebulosa para classificar a informação cromática. Esta técnica é particularmente útil em futebol de robôs móveis autônomos [8], onde a discriminação dos objetos da cena do jogo é predominantemente realizada pela identificação das cores. Buscamos com isto métodos de definição dos conjuntos nebulosos que representam as cores de interesse da cena, da forma mais acurada. Alguns destes métodos foram testados e seus resultados aqui apresentados.

Para definir e testar estes métodos, extraímos da imagem os valores RGB dos pixels que a constituem, transformando seus valores para o sistema HSI. Dos histogramas da imagem construídos neste sistema, que constituem os *universos de discurso* em cada coordenada, executamos a geração dos conjuntos nebulosos, de acordo com três critérios diferentes, e agrupamos os pixels conforme regras nebulosas discutidas a seguir. Os grupos de pixels assim obtidos foram rotulados com cores arbitrárias, preferencialmente as mais próximas das respectivas cores originais, e os resultados apresentados pela reconstrução da imagem com os pixels rotulados por estes métodos.

Seguindo este artigo, na seção 2 descrevemos os elementos conceituais de lógica nebulosa utilizados neste trabalho; na seção 3 os critérios para definir os conjuntos nebulosos e a classificação dos pixels; na seção 4 os resultados obtidos para uma imagem no domínio de futebol de robôs e finalmente, na seção 5, as conclusões e trabalhos futuros.

2. Lógica nebulosa para classificação de pixels

O sistema nebuloso proposto para classificação de pixels faz uso, basicamente, dos conjuntos nebulosos de cores, onde as funções de pertinência para cada classe de cor serão definidas, e das regras nebulosas, onde as funções são combinadas.

Conjuntos Nebulosos de Cores

A definição de cores pode ser feita por *funções de pertinência nebulosas* [9]. Das componentes do sistema

HSI, o *matiz* e a *intensidade* são desacopladas entre si e transmitem a maior parte da informação de cor. Divide-se o espaço da intensidade do pixel [0 a 255] em N funções de pertinência nebulosas, representando N rótulos lingüísticos, como *escuro* ou *brilhante*. O *suporte* de cada conjunto nebuloso pode ser definido conforme o histograma da componente. Analogamente, divide-se o *universo de discurso* do matiz, procurando inicialmente coincidir com as cores classificadas ordinariamente como *primárias* e *secundárias*. De acordo com o sistema HSI, a cada 60° temos uma cor primária ou secundária. Devido à descrição angular do matiz, em 360° temos novamente a cor vermelha. A divisão do universo de discurso nas cores primárias e secundárias constitui a base para o primeiro método proposto da definição de conjuntos nebulosos.

Para as imagens analisadas, é conveniente observar que pode ocorrer um agrupamento nos histogramas de matiz e intensidade. Então, a atribuição destas funções de pertinência deve procurar seguir as tendências de picos e vales destes histogramas, para levantamento apenas dos matizes e valores de intensidade mais representativos na imagem. O ajuste dos conjuntos nebulosos aos histogramas das imagens constitui a base dos dois outros métodos propostos para definição dos conjuntos nebulosos.

Regras Nebulosas

As regras nebulosas permitem atribuir rótulos a cada pixel de uma imagem colorida, combinando as funções de pertinência das cores: As regras usadas são do tipo:

Se matiz for **verde** e intensidade for **média**,
então classe do pixel é **verde**.

Se matiz for **vermelho** e intensidade for **clara**,
então classe do pixel é **rosa**.

Várias outras regras similares foram definidas. As regras usadas dependem dos conjuntos nebulosos definidos para as cores.

Defuzzyficação

No domínio de futebol de robôs, a conectividade dos pixels que são classificados com os mesmos rótulos é suficiente para agrupar regiões muito semelhantes e segmentar objetos pela cor, de modo que detalhes “finos” dos mesmos não são importantes para o objetivo proposto. Cada uma das classes de pixels obtidas apresenta pouca ou desprezível variação na cor percebida.

A defuzzyficação foi somente utilizada para representar a classificação efetuada nos pixels em novos pixels da imagem-resposta, ou seja, associar valores RGB às classes resultantes para fins de exibição em um dispositivo de saída.

3. Definição dos conjuntos nebulosos sobre os histogramas H e I.

A segmentação de imagens pela divisão dos *universos de discurso* matiz e intensidade em funções de pertinência foi realizada anteriormente por Ito *et al* [7], para identificar pixels conectados por similaridade de cores, numa aplicação em imagens com quantidade variável de detalhes. A forma de atribuir funções de pertinência aos universos de discurso do matiz e da intensidade visa enfatizar as informações mais relevantes da imagem. Estas informações podem ser obtidas dos histogramas, verificando tendências na distribuição.

Nos nossos experimentos, inicialmente, a partição do matiz foi feita igualmente, evoluindo depois para uma partição baseada nas cores mais visíveis e, finalmente, baseada na distribuição vista no histograma, sendo comparados estes três métodos.

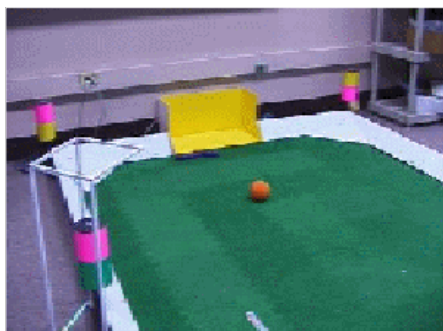


Figura 1 – Imagem usada para classificação.

Os três métodos de definição de conjuntos nebulosos foram aplicados na imagem mostrada na figura 1. É uma imagem reduzida a 256 cores e dimensões 218x163 pixels, captada por uma câmera, de um campo de futebol de robôs, onde os principais objetos de interesse são a bola, o gol e o campo.

Neste trabalho, todas as atribuições das funções de pertinência foram fornecidas pelo operador, que identifica as cores primárias ou secundárias imediatamente visíveis na imagem (método *geral alterado*) ou possíveis vales ou agrupamentos no

histograma para definir os limites destas funções (método *dedicado*).

Método 1 – Geral: Conjuntos Equivalentes.

Foram definidas seis funções de pertinência para o matiz, correspondentes às três cores *primárias* e três *secundárias*. Para a intensidade, sete valores foram definidos: *preto, escuro, fraco, médio, claro, brilhante e branco*. A intensidade de uma região é fortemente influenciada pela vizinhança, não havendo necessidade de uma divisão muito refinada. Os histogramas de matiz e intensidade obtidos da imagem da figura 1 e as respectivas funções de pertinência atribuídas são apresentados na figura 2.

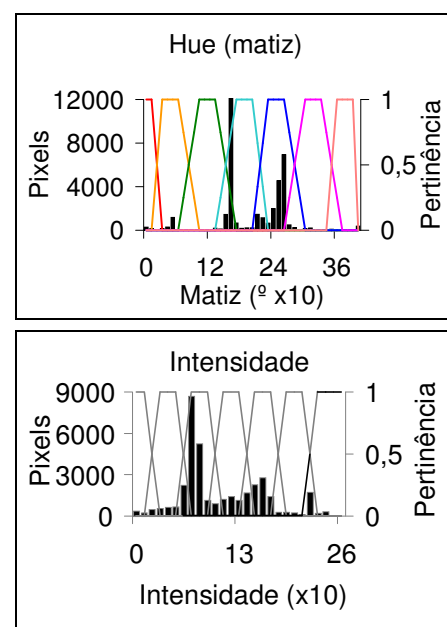


Figura 2 – Atribuição das funções de pertinência para o matiz e para a intensidade no método 1: “geral”.

Método 2 – Geral Alterado: Cores Primárias e Secundárias Relevantes.

Este modo de atribuir funções de pertinência para o matiz é derivado do anterior, mas o número de funções é restrito às cores primárias ou secundárias aparentemente visíveis na cena.

A lacuna deixada no universo de discurso pelas funções retiradas é coberta pela ampliação das funções vizinhas realmente atribuídas. Para a intensidade, o procedimento é semelhante, onde o observador procura classificá-las nos níveis cuja diferença efetivamente

pode ser percebida (ex. *escura*, *média*, *clara*, *brilhante*).

A figura 3 apresenta os histogramas do matiz e da intensidade da imagem da figura 1 e suas respectivas funções de pertinência, para o método *geral alterado*.

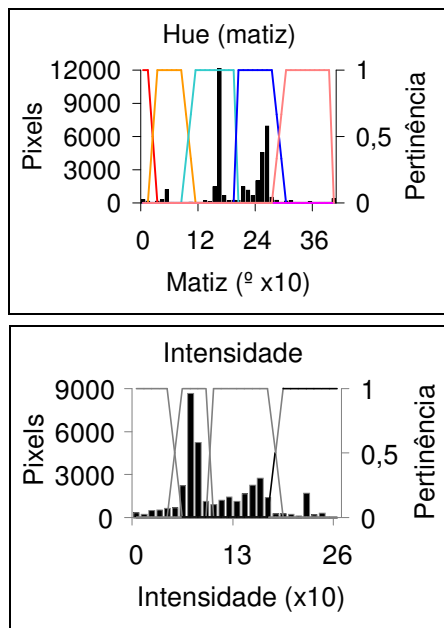


Figura 3 – Atribuição das funções de pertinência para o matiz e para a intensidade, para o método 2: “geral alterado”

Método 3 – *Dedicado*: Concentrações na Distribuição do Histograma.

Este terceiro método é mais dependente dos valores de matiz e intensidade apresentados pela imagem. Localiza-se inicialmente os *vales* dos histogramas *H* e *I*. Uma descontinuidade tanto no matiz quanto na intensidade é evidência forte de pixels pertencendo a objetos diferentes. Se um objeto é iluminado de modo não uniforme (evento muito comum de ser observado), deve haver uma variação gradual na intensidade e na saturação, mas pouco varia seu matiz, com exceção de partes do objeto possuindo cores diferentes. Ainda, uma variação suave na geometria acarreta uma variação gradual nos histogramas, próximo àqueles valores. Cada vale (mínimo local) observado nos histogramas é candidato a limite entre funções de pertinência vizinhas.

Caso os histogramas não apresentem vales detectáveis, procura-se os locais de variação brusca. Esta observação é mais útil para o histograma da intensidade. No caso do matiz, uma variação maior que

30° requer uma classificação distinta, devido à cor percebida ser diferente. Uma região do histograma do matiz com valores baixos e espalhados pode representar ruído ou objetos insignificantes em uma primeira aproximação. Esta região esparsa pode ser a princípio agrupada, atribuindo-lhe uma única função de pertinência nebulosa.

Os histogramas do matiz e da intensidade da imagem da figura 1 são apresentados na figura 4, assim como suas respectivas funções de pertinência, para o método *dedicado*.

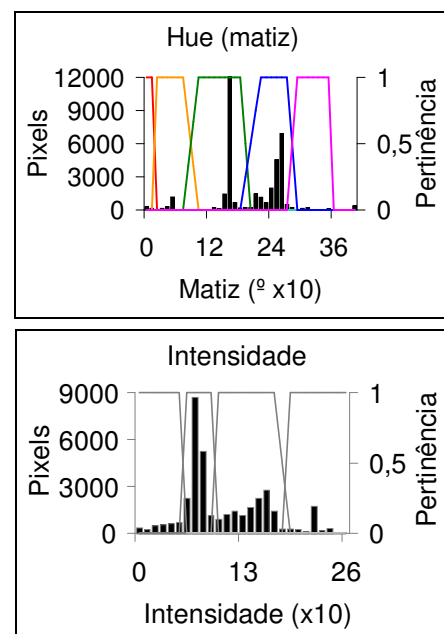


Figura 4 – Atribuição das funções de pertinência para o matiz e para a intensidade, no método 3: “dedicado”.

Classificação

O procedimento necessário para a classificação pode ser sintetizado nos passos seguintes. Inicialmente, o arquivo da imagem é lido, e obtendo-se a posição e o valor RGB de cada pixel. A seguir, as cores dos pixels expressas em RGB são transformadas para HSI, e os histogramas do matiz (*H*) e da intensidade (*I*) são construídos para a imagem.

Atribui-se as funções de pertinência para o matiz e a intensidade, correspondentes aos conjuntos nebulosos definidos, de acordo com os três critérios abordados no item anterior. Para cada pixel da imagem analisada, dados seu matiz e intensidade, são determinadas suas pertinências pelas funções anteriormente definidas.

Então, aplica-se as regras nebulosas de acordo com as pertinências definidas para cada pixel. As regras nebulosas usadas estão descritas na tabela 1, na forma de uma FAM (*fuzzy associative memory*). O conjunto nebuloso resultante do cruzamento de cada par de regras de entrada (rotulados na tabela 1 por uma letra) define a classe a qual o pixel pertence.

Foi definida uma terna (R,G,B) para representar cada rótulo (*defuzzyficação*), com fins de exibição da imagem, podendo ser a que mais se aproxima da descrição deste rótulo. Finalmente, reconstrói-se a imagem com os pixels rotulados.

Tabela 1 – regras de inferência nebulosas para classificação dos pixels da imagem.
Cada regra é rotulada por uma letra e os respectivo valor (R,G,B) para fins de representação da classe do pixel.

Matiz Intensidade	Vermelho	Amarelo	Verde	Ciano	Azul	Lilás
Preta	A (0,0,0)	B (0,0,0)	C (0,0,0)	D (0,0,0)	E (0,0,0)	F (0,0,0)
Escura	G (127,0,0)	H (127,127,0)	I (0,127,0)	J (0,127,127)	K (0,0,127)	L (127,0,127)
Fraca	M (192,0,0)	N (192,192,0)	P (0,192,0)	Q (0,192,192)	R (0,0,192)	S (192,0,192)
Média	T (255,0,0)	U (255,255,0)	V (0,255,0)	X (0,255,255)	Y (0,0,255)	Z (255,0,255)
Clara	A1 (255,127,127)	B1 (255,255,127)	C1 (127,255,127)	D1 (127,255,255)	E1 (127,127,255)	F1 (255,127,255)
Brilhante	G1 (255,192,192)	H1 (255,255,192)	I1 (192,255,192)	J1 (192,255,255)	K1 (192,192,255)	L1 (255,192,255)
Branca	M1 (255,255,255)	N1 (255,255,255)	P1 (255,255,255)	Q1 (255,255,255)	R1 (255,255,255)	S1 (255,255,255)

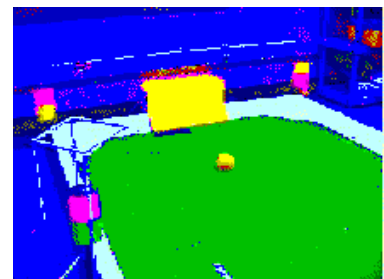
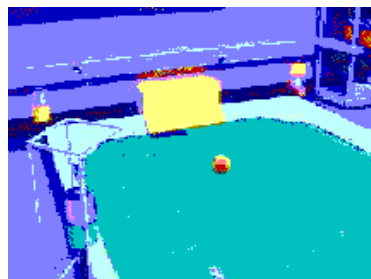
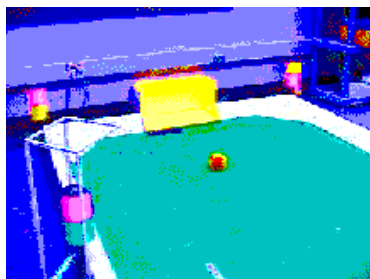


Figura 5: resultado da classificação segundo os métodos: a) geral, b) geral-alterado e c) dedicado.

4. Resultados.

Os resultados obtidos podem ser vistos na figura 5, onde o processo de classificação se mostrou eficiente em uma cena típica de futebol de robôs. Devido ao uso da informação cromática, inserida na fase de *fuzzyficação*, a classificação dos pixels foi bem sucedida através da discriminação pelo matiz.

As cores visualizadas na figura 5 foram escolhidas na fase de *defuzzyficação*, ou seja, a terna de valores (R,G,B) foi atribuída a cada pixel classificado através da interpretação do rótulo de saída para cada regra efetivamente acionada da tabela 1. Se apenas uma

determinada espécie de região for de interesse, a imagem pode ser binarizada, atribuindo-se o valor 1 aos pixels pertencentes ao rótulo escolhido. Preferimos representar todos os rótulos por cores especificadas nas regras pelas ternas (R,G,B) já inseridas na tabela 1, resultando as imagens da figura 5. Deve-se enfatizar que as cores observadas nestas três imagens são meramente *rótulos* classificatórios, podendo ou não apresentar correlação com as cores originais da imagem. É suficiente notar que os principais objetos de interesse anteriormente descritos (bola, gol, campo e marcas laterais) podem ser facilmente segmentados

com este resultado, através da verificação dos agrupamentos obtidos.

5. Conclusões.

O trabalho aqui desenvolvido procura mostrar que o uso de conjuntos nebulosos efetivamente possibilita a representação dos atributos coloridos de imagens digitais. Torna-se razoável descrever a cor utilizando a lógica nebulosa, permitindo uma grande flexibilidade, uma vez que pessoas descrevem e distinguem cores de maneira muito vaga.

Verificou-se que, quanto mais “moldados” forem os conjuntos nebulosos às características da imagem analisada, melhores resultados serão alcançados. Assim, o método 3 – *dedicado* – obteve melhores resultados, pois utilizou mais intensamente a informação dos histogramas, restringindo os conjuntos nebulosos aos realmente representáveis lingüisticamente. Ainda, esta redução na quantidade de conjuntos (e de funções de pertinência) acarretou uma redução também no número de regras (vinte das 42 apresentadas na tabela 1 e usadas no método 1 – geral). Em consequência, a classificação tornou-se mais rápida, isto é, computacionalmente mais eficiente.

Os métodos aqui usados, ao combinar técnicas de detecção de bordas e extração de regiões por similaridade *nebulosa*, podem produzir resultados mais consistentes do que quando aplicados isoladamente. A maior dificuldade, sem dúvida, está no trabalho do especialista, dada a *vagueza* (termo usado em Lógica Nebulosa) intrínseca ao definir as funções de pertinência adequadas para cada composição da imagem. O desenvolvimento de técnicas de Inteligência Artificial, notadamente no campo de *aprendizado de máquina*, pode contribuir para a geração de conjuntos nebulosos de cores de maneira automática ou semi-automática. Embora o objetivo deste trabalho tenha sido verificar e comparar métodos de definição de conjuntos nebulosos, um trabalho futuro imediato seria buscar a atribuição automática das funções de pertinência.

Agradecimentos

Este projeto está sendo parcialmente financiado pelo NSF/CNPq-ProTeM CC – projeto MAPPEL, Proc. No. 680033/99-8.

Referências

- [1] Gonzalez R.C., Woods R.E., *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Co., 1992.
- [2] Wyszecki G. and Stiles W.S., *Color Science: Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae*, 2nd. ed., John Wiley and Sons, New York, USA, 1982.
- [3] Kim H.Y., Ciparrone F.A.M., Andrade M.T.C., "Technique for Constructing Gray-Scale Morphological Operators using Fuzzy Expert System", **Electronics Letters**, Vol. 33, No.22, 1859-1861, october 1997
- [4] Koug S.G., Kosko B., "Image Coding with Fuzzy Image Segmentation", in D.Dubois and H.Prade, editors, **IEEE International Conference on Fuzzy Systems**, pp. 213-220, San Diego, 1992
- [5] Lim, Yong Won; Lee, Sang Uk; "On the Color Image Segmentation Algorithm based on the Thresholding and the Fuzzy c-Means Techniques", **Pattern Recognition**, vol.23, n.9, 935-954, 1999.
- [6] Salles E.O.T., Ling L.L., "Uma Aplicação de Sistemas Nebulosos em Processamento de Imagens", **Anais do Congresso Brasileiro de Automação**, 1993
- [7] Ito N., Shimazu Y., Yokoyama T., Matsushita Y., "Fuzzy Logic Based Non-Parametric Color Image Segmentation with Optional Block Processing", **Proceedings of the ACM 23rd Annual Conference on Computer Science**, 1995, 119-126.
- [8] Reali-Costa A.H., Pegoraro R., Stolfi G., Sichman J.S., Pait F.M., Ferasoli Fº, H., "Guaran Robot Soccer Team: Some Architectural Issues", **Anais do 4º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente**, S.Paulo, setembro, 1999.
- [9] Zadeh, L.A., "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes", **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, vol.3, p.28-44, 1973.