

# Sistemas Nebulosos - Trabalho Prático 1

Márcio R. A. Souza Filho - 2015104105

Setembro 2020

## 1 Implementação do *Fuzzy C-Means*

A implementação do FCM foi feita seguindo o algoritmo apresentado nas notas de aulas, exceto pela função que define a atualização dos membros da Matriz de Pertinência. A função usada foi:

$$u_{i,k} = \frac{1}{\sum_{t=1}^K \left( \frac{\|\vec{x}_i - \vec{c}_k\|}{\|\vec{x}_i - \vec{c}_t\|} \right)^{2/(m-1)}}, \text{ onde } K \text{ é o número de clusters e } m = 2.$$

Duas condições de parada foram implementadas para o FCM:

1. Número máximo de iterações atingido;
2. Média da norma euclidiana da distância entre os centróides atuais e os centróides da iteração anterior é menor que uma tolerância estabelecida.

A inicialização da Matriz de Pertinências e dos centróides foi feita usando o algoritmo *Subtractive Clustering Radius*(SC). Essa decisão foi tomada principalmente por conta da parte de segmentação de imagens. Inicializando de forma aleatória, os centróides não se "espalharam" pelo espaço do problema, ficando próximos da cor predominante.

O SC foi implementado seguindo o algoritmo apresentado no livro texto [1]. Então, ao iniciar o FCM, os centróides iniciais são calculados pelo SC. Com esses centróides é calculada a Matriz de Pertinências inicial.

Para resolver os problemas envolvendo divisão por 0, sempre que essa situação for ocorrer, o 0 é substituído por uma constante de valor pequeno, mas diferente de zero. Na geração dos resultados desse relatório, o valor adotado foi  $10^{-15}$ .

## 2 Validação do FCM

Para validar o algoritmo foi utilizado o conjunto de dados contidos no arquivo *fcm\_dataset.mat*, disponibilizado na especificação do trabalho.

A Figura 1 mostra os dados de entrada (em azul) e os centróides obtidos pelo FCM (em vermelho). Visualmente, é possível inferir da figura que os dados de entrada podem ser divididos em 4 *clusters*. Além disso, os centróides apresentam aproximadamente os centros desses *clusters*, por consequência o FCM obteve o resultado esperado.

Os valores de todas as execuções feitas se mostraram bem próximos ao da Figura 1, indicando uma estabilidade na resolução do problema para esses pontos.

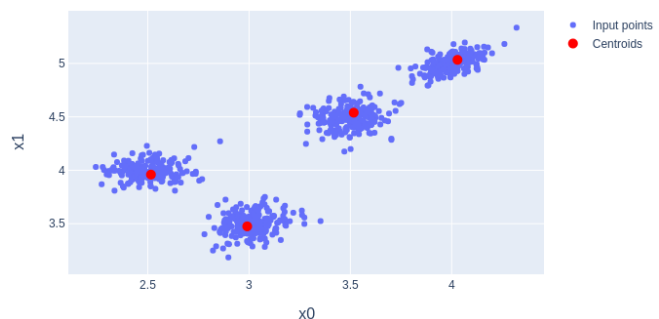


Figura 1: Resultado do FCM.

### 3 Segmentação de imagens

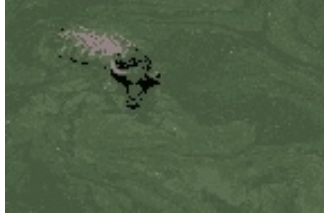
Antes de executar o FMC, as imagens foram redimensionadas por um fator de escala 0.3, mantendo a proporção, para diminuir a quantidade de *pixels* que precisam ser processados, já que processá-las integralmente estava levando bastante tempo.

Para cada imagem foi definido um número de *clusters*. Essa definição foi baseada na visualização da imagem, análise de execuções sucessivas utilizando diferentes número de *clusters* e outros algoritmos disponíveis de segmentação de imagem. Após executar o FCM, a imagem original foi recolorida, sendo que cada *pixel* passou a ter o valor do centróide do *cluster* com maior valor de pertinência.

Várias execuções foram feitas, tentando sempre melhorar os resultados via ajustes nos parâmetros como tolerância e número máximo de iterações. Abaixo estão as melhores imagens segmentadas obtidas e o número de *clusters* para cada uma das imagens de teste.



(a) *photo001* ( $K = 13$ ).



(b) *photo002* ( $K = 6$ ).



(c) *photo003* ( $K = 10$ ).



(d) *photo004* ( $K = 12$ ).



(a) *photo005* ( $K = 12$ ).



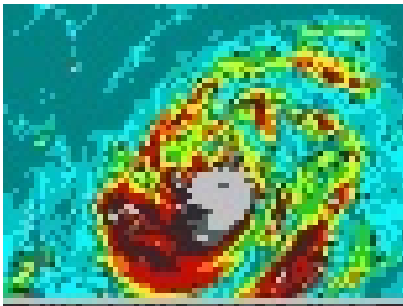
(b) *photo006* ( $K = 5$ ).



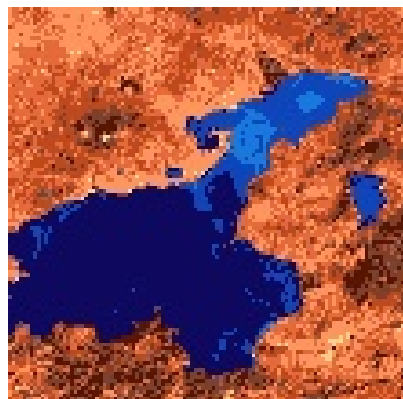
(c) *photo007* ( $K = 7$ ).



(d) *photo008* ( $K = 10$ ).



(a) *photo009* ( $K = 12$ ).



(b) *photo010* ( $K = 11$ ).



(c) *photo011* ( $K = 8$ ).