# K-Means em Julia

February 12, 2016

# 1 Trabalho de Implementação

- 1.1 INF2912 Otimização Combinatória
- 1.1.1 Prof. Marcus Vinicius Soledade Poggi de Aragão
- 1.1.2 2015-2
- 1.1.3 Ciro Cavani

BigData / Globo.com Algoritmos de clusterização.

## 1.2 Conteúdo

Esse notebook tem o desenvolvimento e avaliação do algoritmo iterativo do K-Means (algoritmo de Lloyd). A avaliação do algoritmo é baseada em um mapeamento entre a maioria dos itens que foram atribuídos a um determinado cluster e o correspondente os valores verdadeiros gerados nesse cluster.

O K-Means teve resultados muito bons.

#### 1.3 Dataset

```
In [1]: include("../src/clustering.jl")
    import Inf2912Clustering
    const Clustering = Inf2912Clustering
    dataset = Clustering.load_dataset("small")
    Clustering.summary(dataset)
    sleep(0.2)

WARNING: type Dataset not present in workspace; reconstructing

LoadError: MethodError: 'summary' has no method matching summary(::JLD.##Dataset#8091)
    you may have intended to import Base.summary
    while loading In[1], in expression starting on line 5
```

#### 1.4 K-Means

Consiste em executar o algoritmo <u>K-means</u> determinar os pontos <u>centrais</u> de cada grupo e classificar cada objeto como sendo do grupo com ponto central mais próximo

https://en.wikipedia.org/wiki/K-means\_clustering

## 1.4.1 Algoritmo Iterativo

- 1. Choose k cluster centers randomly generated in a domain containing all the points,
- 2. Assign each point to the closest cluster center,
- 3. Recompute the cluster centers using the current cluster memberships,
- 4. If a convergence criterion is met, stop; Otherwise go to step 2.

```
In [2]: function kmeans(dataset, k; maxiters=20)
            inputs = map(v -> float(v[1]), dataset.data)
            # inicialização com amostragem sem reposição de k objetos como centros iniciais
            means = map(i -> inputs[i], randperm(length(inputs))[1:k])
            "função que calcula o índice do centro de menor distância de v"
            classify(v) = indmin(map(c -> norm(c - v), means))
            assignments::Array{Int,1} = []
            iters = 0
            while iters < maxiters
                iters += 1
                # calcula o centro associado a cada objeto
                new_assignments = map(classify, inputs)
                # encerra o processamento se não tiver mudança com a última iteração
                assignments == new_assignments && break
                # recalcula os centros como a média dos pontos do último agrupamento
                assignments = new_assignments
                #println("Centros ", iters, ": ", means)
                #println("Agrupamentos ", iters, ": ", new_assignments)
                for i=1:k
                    # lista todos os objetos do i-ésimo agrupamento
                    i_points = map(ii -> inputs[ii], findin(assignments, i))
                    isempty(i_points) && continue
                    means[i] = mean(i_points)
                end
            end
            assignments
        end
       kmeans(dataset, 3)
Out[2]: 100-element Array{Int64,1}:
         2
         2
         3
         3
         1
         3
```

```
3
         2
         3
         3
         3
         3
         3
         1
         3
         3
         3
         3
         3
         3
         3
         1
         1
         3
         3
In [3]: function kmeans_approx(dataset, k)
            assignments = kmeans(dataset, k)
            centermap = Clustering.mapping(dataset, assignments, k)
            map(c -> centermap[c], assignments)
        end
        let
            n = 100
            k = 3
            c = 16
            c_y = 3
            tiny = Clustering.Dataset(size=n, groups=k, features=c, slot=c_y)
            prediction = kmeans_approx(tiny, k)
            Clustering.evaluation_summary(tiny, prediction; verbose=true)
        end
Matriz de Confusão:
[9 7 0
2 14 0
17 8 43]
Tamanho: 100
Acertos: 66
Erros: 34
Accuracy: 66.0%
Cluster 1
Tamanho: 16
Accuracy: 74.0%
```

Precision: 32.14% Recall: 56.25% F-score: 0.41

Acerto positivo: 9 (56.25%) Acerto negativo: 65 (77.38%) Falso negativo: 7 (20.59%) Falso positivo: 19 (55.88%)

#### Cluster 2

Tamanho: 16
Accuracy: 83.0%
Precision: 48.28%
Recall: 87.5%
F-score: 0.62

Acerto positivo: 14 (87.5%) Acerto negativo: 69 (82.14%) Falso negativo: 2 (5.88%) Falso positivo: 15 (44.12%)

#### Cluster 3

Tamanho: 68
Accuracy: 75.0%
Precision: 100.0%
Recall: 63.24%
F-score: 0.77

Acerto positivo: 43 (63.24%) Acerto negativo: 32 (100.0%) Falso negativo: 25 (73.53%) Falso positivo: 0 (0.0%)