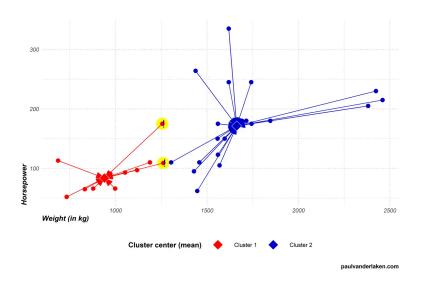
# Trabalho Prático 02 - Clusterização K-means

Comparação de Implementações: Hardcode vs Scikit-learn



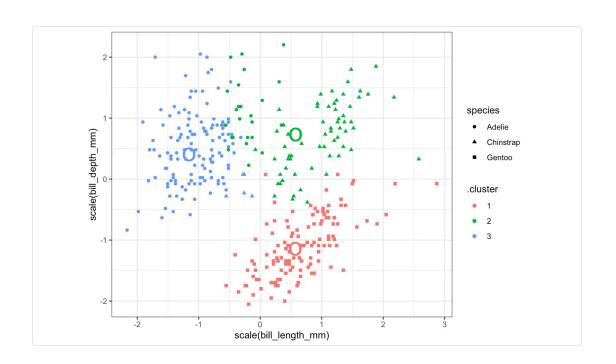
**GCC128 - Inteligência Artificial** Sistemas de Informação – 14A

> Ahmed Ali Abdalla Esmin Anna Paula Figueiredo

> > Lavras - MG

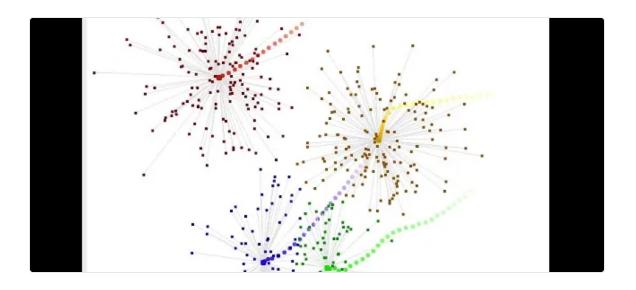
### Introdução à Clusterização K-means

- K-means é um algoritmo de clusterização não supervisionada, que agrupa dados em K clusters distintos.
- O objetivo é particionar N observações em K clusters, onde cada observação pertence ao cluster com a média mais próxima.
- Aplicável em problemas de segmentação de clientes, compressão de imagens, análise de dados biológicos, entre outros.
- Objetivo do trabalho: Fixar conhecimentos desenvolvendo o algoritmo K-means do zero (hardcore) e comparando com uma implementação de biblioteca.



### Metodologia de Comparação

- **Dataset:** Iris (150 amostras), desconsiderando a classe alvo para clusterização.
- Implementação Hardcode: Desenvolvida do zero em Python, usando bibliotecas básicas.
- Implementação Scikit-learn: Utiliza a versão otimizada da biblioteca, com múltiplas inicializações (n\_init=20).
- **♦ Valores de k testados:** Experimentos para k=3 e k=5.
- Métricas de Avaliação: Inércia, Silhouette Score,
  Número de Iterações, Tempo de Execução e Tamanhos
  de Clusters.



### Avaliação e Análise de Desempenho

- **Resultados para k=3:** Hardcore: inércia ≈ 140.0, silhouette ≈ 0.463. Scikit-learn: inércia ≈ 139.8, silhouette ≈ 0.460.
- E Resultados para k=5: Silhouette scores menores (Hardcore ≈ 0.39, Scikit-learn ≈ 0.35), indicando clusters menos definidos.
- **Tempo de Execução:** Ordem de centésimos de segundo para ambos, com ligeira vantagem para Hardcode em k=3.
- ✔ Convergência: Scikit-learn convergiu em menos iterações, demonstrando maior robustez e estabilidade.
- **Melhor k:** O valor mais adequado de k é 3, coerente com as três espécies da base Iris.

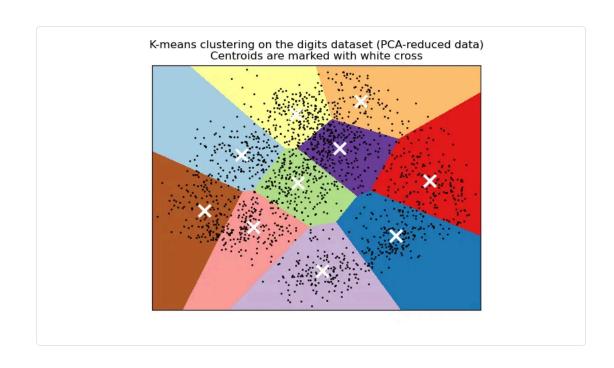




Comparação de Silhouette Score entre implementações para diferentes valores de k

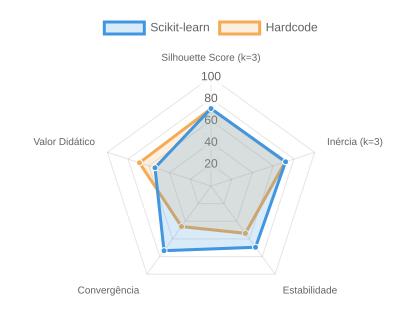
#### Redução de Dimensionalidade com PCA

- Aplicação: PCA foi aplicado com o melhor k=3 para projetar os dados.
- ▶ 1 Componente Principal: Explicou cerca de 73% da variância, mas com sobreposição entre os clusters.
- 2 Componentes Principais: Explicou aproximadamente 96% da variância total.
- Visualização: Evidenciou uma separação mais clara entre os grupos e facilitou a visualização dos centróides.



## Comparativo Geral das Implementações

- Valor de k: O valor mais adequado de k é 3, coerente com as três espécies de flores da base Iris.
- Métricas Próximas: Ambas as implementações apresentaram métricas próximas, validando a corretude da versão manual.
- Scikit-learn: Destacou-se por convergir em menos iterações e oferecer maior estabilidade devido às suas otimizações internas e múltiplas inicializações.
- ▶ **Hardcode:** Útil para fins didáticos e de compreensão do algoritmo, apesar de mais simples.



Característica	Hardcode	Scikit-learn
Valor didático	✓ Alto	<b>✓</b> Médio
Silhouette Score (k=3)	0.463	0.460
Inércia (k=3)	140.0	139.8
Estabilidade	<b>▲</b> Menor	<b>✓</b> Maior
Convergência	▲ Mais iterações	✓ Menos iterações

#### **Conclusão e Referências**

#### Conclusões

- O trabalho demonstrou com sucesso a aplicação do K-means em duas abordagens distintas.
- ✓ Conclui-se que o valor ótimo de clusters é 3, e que a versão Scikit-learn apresenta desempenho mais eficiente e consistente.
- A versão Hardcode reforça o entendimento dos conceitos fundamentais do algoritmo.
- 📀 A análise com PCA confirmou visualmente a separação dos clusters e a adequação da escolha de k.

#### Referências

 SCIKIT-LEARN. K-means clustering. Disponível em: https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html#k-means

Link Para o vídeo de apresentação: K-means clustering.

Disponível

em: https://drive.google.com/file/d/1zKjf7wBMRLCamjXw0fQ5WE6unDyOWdGv/view?

usp=sharing