

Análise de Algoritmos de Agrupamento em Aprendizado Não Supervisionado para Características Físicas de Estrelas

Samara Paloma Ribeiro¹

¹Departamento de Ciência da Computação – Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP)
Ouro Preto – MG – Brazil

samara.augusto@aluno.ufop.edu.br

Resumo. Este trabalho apresenta uma análise exploratória de dados astronômicos utilizando técnicas de aprendizado não supervisionado, com o objetivo de investigar se algoritmos de agrupamento são capazes de identificar padrões naturais associados às classes espectrais de estrelas. O estudo foi conduzido sobre um conjunto de dados sintético contendo 1001 estrelas, descritas por atributos físicos como temperatura, luminosidade, raio e distância.

Foram aplicados três algoritmos de clustering: Agrupamento Hierárquico, DBSCAN e Gaussian Mixture Model (GMM), selecionados por sua relevância em problemas de descoberta de padrões e por sua capacidade de modelar distribuições complexas. A avaliação dos agrupamentos foi realizada por meio de métricas internas de qualidade, como o coeficiente de silhueta, além da comparação dos clusters obtidos com as classes espectrais conhecidas.

Os resultados indicam que o Agrupamento Hierárquico e o GMM apresentaram melhor correspondência com as classes espectrais, especialmente na separação de estrelas quentes e frias, enquanto o DBSCAN mostrou sensibilidade à escolha de parâmetros e à densidade dos dados, identificando outliers relevantes. Conclui-se que métodos de aprendizado não supervisionado são ferramentas eficazes para a análise exploratória e a organização de dados astronômicos, sendo especialmente úteis em cenários onde rótulos confiáveis não estão disponíveis.

1. Introdução

A astronomia moderna produz volumes massivos de dados, provenientes de levantamentos celestes como o Sloan Digital Sky Survey (SDSS) e o Large Sky Area Multi-Object Fibre Spectroscopic Telescope (LAMOST) [Yang et al. 2022]. Estes dados incluem informações espectroscópicas e fotométricas de milhões de objetos celestes, como estrelas, galáxias e quasares. A análise manual destes dados é inviável, tornando necessário o uso de técnicas de mineração de dados e aprendizado de máquina para extrair conhecimento significativo.

O aprendizado não supervisionado, em particular algoritmos de agrupamento (*clustering*), permite identificar estruturas naturais nos dados sem a necessidade de rótulos previamente conhecidos [Fotopoulou 2024]. Na astronomia, esses métodos são usados para:

- Identificar classes de estrelas com propriedades semelhantes, baseadas em temperatura, luminosidade, raio e abundância química;

- Detectar aglomerados estelares, nuvens moleculares e subestruturas de galáxias;
- Explorar relações complexas em dados de alta dimensionalidade, facilitando a visualização e interpretação científica [Yu and Hou 2022, Hunt and Reffert 2020].

Este trabalho foca em um conjunto sintético de 1001 estrelas [Contributors], com atributos como temperatura, luminosidade, raio, massa, magnitude absoluta, distância e classe espectral (B, A, F, G, K, M). O objetivo é investigar se algoritmos de clustering são capazes de identificar padrões correspondentes às classes espectrais, demonstrando a aplicabilidade de aprendizado não supervisionado em dados astronômicos.

2. Descrição do Problema

A astronomia moderna gera enormes volumes de dados observacionais e simulados, provenientes de levantamentos celestes como o Sloan Digital Sky Survey (SDSS) e o Large Sky Area Multi-Object Fibre Spectroscopic Telescope (LAMOST) [Yang et al. 2022]. Esses dados contêm informações detalhadas sobre milhões de objetos celestes, incluindo estrelas, galáxias e quasares, com múltiplas características físicas e espectrais. A análise manual desses conjuntos é inviável, exigindo técnicas computacionais para explorar padrões e estruturas escondidas nos dados.

Um dos desafios centrais na astronomia é a classificação de estrelas em classes espectrais, que refletem sua temperatura, cor, composição química e estágio evolutivo. Tradicionalmente, essas classes são definidas por especialistas a partir de espectros ou propriedades fotométricas. Entretanto, com o crescimento do volume de dados, surge a necessidade de métodos automáticos capazes de identificar padrões naturais sem depender de rótulos pré-existent.

Neste trabalho, o problema consiste em investigar se algoritmos de aprendizado não supervisionado podem identificar agrupamentos naturais de estrelas com base em características físicas como temperatura, luminosidade, raio, massa, magnitude absoluta e distância. O objetivo é determinar se os clusters encontrados correspondem, ou se aproximam, das classes espectrais conhecidas (B, A, F, G, K, M), permitindo validar a eficácia de diferentes métodos de clustering na análise exploratória de dados astronômicos.

O conjunto de dados utilizado é sintético, contendo informações de 1001 estrelas [Contributors], projetado para simular propriedades estelares reais. Este cenário permite experimentar com técnicas de mineração de dados sem limitações de disponibilidade ou qualidade de observações reais, ao mesmo tempo em que fornece um ambiente controlado para comparação entre algoritmos.

Os desafios específicos deste problema incluem:

- **Dados de alta dimensionalidade:** Cada estrela é representada por múltiplos atributos contínuos e categóricos, exigindo técnicas que consigam lidar com diferentes escalas e relações não lineares.
- **Clusters de formas irregulares:** As classes espectrais podem não estar distribuídas de forma linear ou esférica nos atributos disponíveis.
- **Ausência de rótulos supervisionados:** O aprendizado não supervisionado deve inferir agrupamentos a partir da estrutura intrínseca dos dados, tornando a escolha do algoritmo e de seus parâmetros críticos para a qualidade do resultado.

Portanto, o problema proposto consiste em aplicar algoritmos de clustering para explorar, analisar e validar a estrutura subjacente dos dados estelares, avaliando se os padrões identificados correspondem às classes espectrais conhecidas e fornecendo insights sobre a distribuição de propriedades físicas das estrelas.

3. Técnicas de Inteligência Artificial e Justificativa

Para abordar o problema de identificação de padrões em dados estelares, foram selecionados três algoritmos de agrupamento não supervisionado, escolhidos com base em sua aplicação comprovada em astronomia e nas características do conjunto de dados:

1. Agrupamento Hierárquico (Hierarchical Clustering):

Este algoritmo constrói uma estrutura hierárquica entre os dados por meio de fusões sucessivas, representadas em um dendrograma. Essa abordagem permite analisar relações entre objetos em diferentes níveis de similaridade, sendo especialmente útil para investigar a organização hierárquica de sistemas estelares e populações astronômicas. Além disso, o método não requer a definição prévia do número de clusters, o que favorece análises exploratórias [Yu and Hou 2022].

2. DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise):

O DBSCAN identifica agrupamentos com base na densidade dos dados, sendo capaz de detectar clusters de formato arbitrário e separar pontos considerados ruído. Essa característica é particularmente relevante em astronomia, onde os dados frequentemente apresentam regiões densas intercaladas com áreas esparsas. O algoritmo também dispensa a definição prévia do número de clusters, favorecendo a descoberta de padrões naturais nos dados [Yang et al. 2022, Hunt and Reffert 2020].

3. Gaussian Mixture Model (GMM):

O GMM é um modelo probabilístico que assume que os dados são gerados a partir de uma combinação de distribuições gaussianas multivariadas. Cada componente do modelo representa um cluster, permitindo capturar estruturas mais complexas e sobrepostas nos dados. Em astronomia, essa abordagem é adequada para modelar transições suaves entre classes espectrais e lidar com incertezas inerentes às observações.

A utilização conjunta desses algoritmos permite uma análise complementar dos dados estelares: o Agrupamento Hierárquico revela relações estruturais globais, o DBSCAN destaca regiões densas e identifica ruídos, enquanto o GMM modela a distribuição probabilística dos grupos. Essa diversidade metodológica contribui para uma avaliação mais robusta dos padrões presentes no conjunto de dados analisado.

4. Implementação

O ambiente utilizado nesta análise foi **Python 3.12.3**, com bibliotecas especializadas em ciência de dados e aprendizado de máquina, como `pandas`, `numpy`, `scikit-learn`, `matplotlib` e `seaborn`. O dataset sintético contém informações físicas e espectrais de 1001 estrelas, incluindo temperatura, luminosidade, raio, distância e classe espectral (B, A, F, G, K, M).

4.1. Análise Exploratória

Antes do pré-processamento, realizamos uma análise exploratória para compreender a distribuição dos dados:

- **Visualização inicial:** inspeção das primeiras linhas e estatísticas descritivas.
- **Criação da classe espectral principal:** extração da primeira letra da coluna `Spectral Class`.
- **Distribuição das classes:** gráficos de barras mostraram a frequência de cada classe espectral.

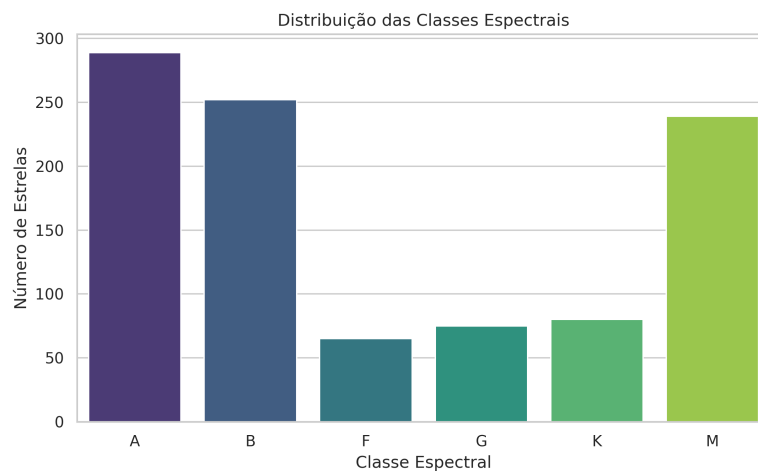


Figura 1. Distribuição das classes espectrais no conjunto de dados.

- **Diagrama HR:** scatter plot de Temperatura vs Luminosidade com eixo invertido para temperatura e escala logarítmica para luminosidade.

4.2. Pré-processamento

O pré-processamento preparou as variáveis numéricas para os algoritmos de clustering:

1. Carregamento do dataset e inspeção inicial.
2. Seleção das features numéricas: Temperature (K), Luminosity (L/Lo), Radius (R/Ro), Distance (ly).
3. Tratamento de valores inválidos: remoção de nulos e infinitos.
4. Normalização das variáveis com `StandardScaler` do `scikit-learn`.
5. Separação da classe espectral para análise comparativa posterior.
6. Salvamento dos dados processados em arquivos `.csv` para reuso.

4.3. Algoritmos de Clustering

Três técnicas foram aplicadas, cada uma com suas particularidades:

- **Hierarchical Clustering:** `AgglomerativeClustering` com `linkage='ward'` e 7 clusters.
- **DBSCAN:** `eps=1.2`, `min_samples=10`, identifica clusters densos e outliers.
- **Gaussian Mixture Model (GMM):** 7 componentes gaussianas, `covariance_type='full'`, modelo probabilístico.

4.4. Pipeline de Implementação

O fluxo do pipeline seguiu estas etapas:

1. **Carregamento e inspeção dos dados:** análise visual e estatística.
2. **Pré-processamento:** tratamento de valores inválidos, normalização e criação da coluna auxiliar de classe espectral.
3. **Aplicação dos algoritmos de clustering:** geração de clusters com Hierarchical, DBSCAN e GMM.
4. **Avaliação de desempenho:** cálculo do *Silhouette Score* e comparação dos clusters com classes espectrais conhecidas usando `crosstab`.
5. **Visualização:** redução de dimensionalidade via PCA, scatter plots, dendrogramas e gráficos de densidade/probabilidade.
6. **Salvamento de resultados:** clusters, métricas e visualizações foram exportados para arquivos `.csv` e gráficos.

4.5. Observações Técnicas

- A normalização é essencial para algoritmos baseados em distância.
- DBSCAN pode gerar outliers, exigindo cuidado na interpretação de métricas.
- GMM fornece probabilidades de pertencimento, permitindo analisar regiões de transição entre clusters.
- PCA permite visualização em 2D mantendo a interpretabilidade dos clusters.

5. Resultados Obtidos e Conclusão

A análise dos dados astronômicos por meio de técnicas de aprendizado não supervisionado evidenciou que os algoritmos Hierarchical Clustering, DBSCAN e Gaussian Mixture Model (GMM) são capazes de identificar padrões relevantes associados às propriedades físicas e às classes espectrais das estrelas. A avaliação do desempenho foi realizada combinando métricas internas de qualidade de cluster, como o *Silhouette Score*, e métricas externas derivadas da comparação entre os clusters obtidos e as classes espectrais reais, incluindo precisão, sensibilidade (*recall*) e F1-score.

5.1. Comparação Global das Métricas

A Tabela 1 apresenta um resumo das métricas de avaliação externas para os três algoritmos, permitindo uma comparação direta entre precisão, sensibilidade e F1-score.

Tabela 1. Resumo das métricas de avaliação dos algoritmos de clustering

Algoritmo	Precisão	Sensibilidade	F1-score
Hierarchical Clustering	0.611	0.593	0.539
DBSCAN	0.590	0.449	0.383
Gaussian Mixture Model	0.611	0.593	0.539

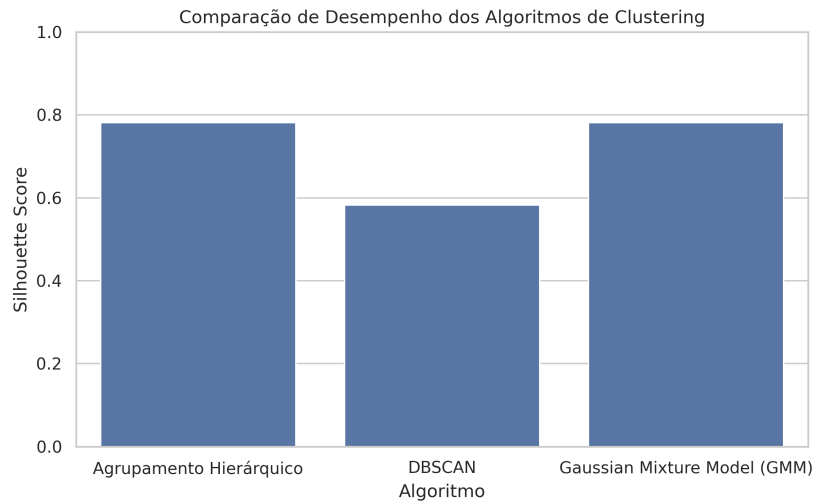


Figura 2. Comparação do desempenho dos algoritmos de clustering utilizando o *Silhouette Score*. Observa-se que o Hierarchical Clustering e o Gaussian Mixture Model apresentaram maior separação e coesão dos clusters, enquanto o DBSCAN obteve desempenho inferior devido à presença de ruídos e regiões de baixa densidade.

5.2. Hierarchical Clustering

O Agrupamento Hierárquico apresentou clusters bem definidos, especialmente nas classes espectrais extremas (B e M). O dendrograma permitiu observar a hierarquia natural das estrelas em subgrupos, refletindo similaridades físicas como temperatura e luminosidade. O valor do *Silhouette Score* igual a 0.781 indicou alta coesão intra-cluster e boa separação inter-cluster.

A Tabela 2 mostra a correspondência entre os clusters obtidos e as classes espectrais reais, evidenciando forte concentração de determinadas classes em clusters específicos, o que reforça a capacidade do método em capturar estruturas globais dos dados.

Tabela 2. Comparação entre clusters do Agrupamento Hierárquico e classes espectrais reais

Cluster	A	B	F	G	K	M
0	264	55	65	75	80	132
1	0	144	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	63
3	0	36	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	44
5	25	0	0	0	0	0
6	0	17	0	0	0	0

Além disso, o algoritmo apresentou precisão média ponderada de 0.611, sensibilidade de 0.593 e F1-score de 0.539, indicando um equilíbrio consistente entre a identificação correta das classes e a redução de erros de classificação.

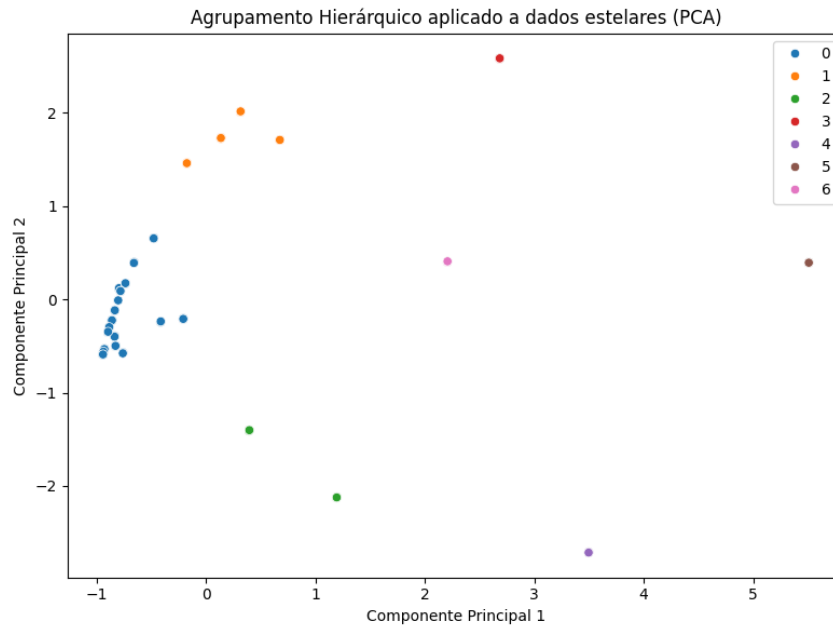


Figura 3. Comparação entre clusters do Agrupamento Hierárquico e classes espectrais reais.

5.3. DBSCAN

O algoritmo DBSCAN identificou clusters com base na densidade dos dados, utilizando distância Euclidiana como métrica e parâmetros definidos empiricamente ($\epsilon = 1.2$ e $min_samples = 10$).

O modelo encontrou sete clusters distintos e não identificou pontos classificados como ruído. Observou-se, entretanto, forte desbalanceamento na distribuição dos grupos, com um cluster dominante contendo 815 amostras, enquanto os demais variaram entre 17 e 44 instâncias.

O *Silhouette Score*, calculado após eventual remoção de ruído (quando aplicável), foi de 0.583, indicando separação inferior à observada nos métodos hierárquico e GMM. As métricas externas apresentaram precisão média ponderada de 0.590, sensibilidade de 0.449 e F1-score de 0.383, sugerindo maior fragmentação dos agrupamentos e menor alinhamento com as classes espectrais reais.

Embora o DBSCAN seja eficaz na identificação de regiões densas e na detecção de outliers, os resultados indicam que, para o conjunto de dados analisado, sua configuração resultou em agrupamentos desbalanceados e menor consistência estrutural.

Tabela 3. Distribuição das classes espectrais por cluster obtido pelo DBSCAN

Cluster	A	B	F	G	K	M
0	264	199	65	75	80	132
1	25	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	44
3	0	0	0	0	0	37
4	0	0	0	0	0	26
5	0	36	0	0	0	0
6	0	17	0	0	0	0

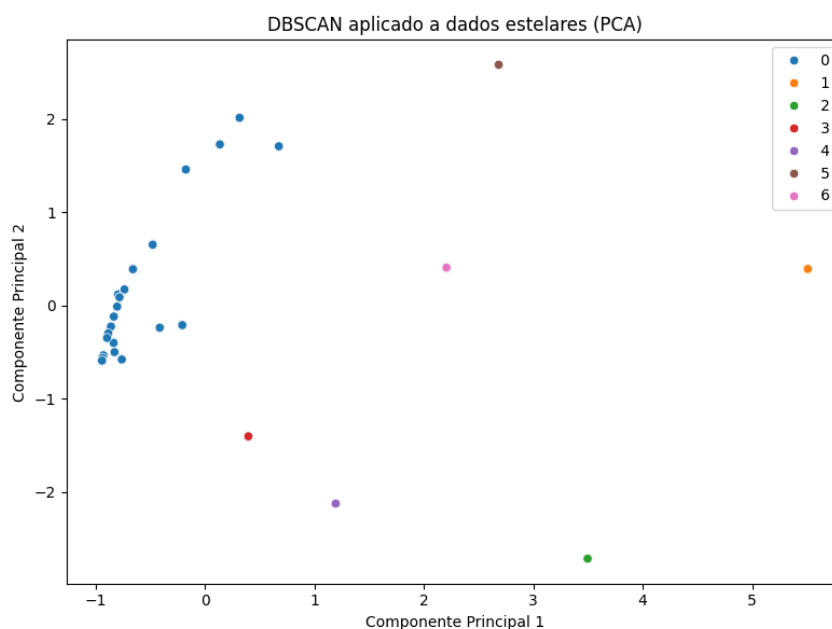


Figura 4. Distribuição das classes espectrais por cluster obtido pelo DBSCAN.

5.4. Gaussian Mixture Model (GMM)

O Gaussian Mixture Model proporcionou uma segmentação probabilística das estrelas, capturando de forma eficiente a sobreposição natural entre classes espectrais. Os clusters obtidos refletem tanto agrupamentos bem definidos quanto regiões de transição, especialmente entre classes intermediárias como F, G e K.

O GMM apresentou desempenho semelhante ao Agrupamento Hierárquico, com *Silhouette Score* de 0.781. As métricas externas também indicam bom desempenho global, com precisão média ponderada de 0.611, sensibilidade de 0.593 e F1-score de 0.539, reforçando sua capacidade de modelar distribuições complexas e transições suaves entre classes.

Tabela 4. Distribuição das classes espectrais por cluster obtido pelo GMM

Cluster	A	B	F	G	K	M
0	264	55	65	75	80	132
1	0	0	0	0	0	63
2	0	36	0	0	0	0
3	25	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	44
5	0	144	0	0	0	0
6	0	17	0	0	0	0

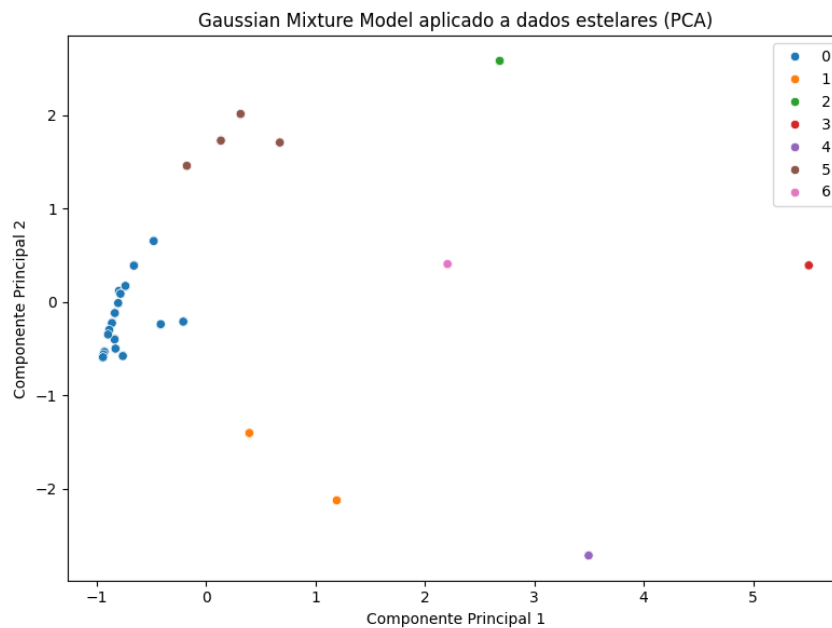


Figura 5. Distribuição das classes espectrais por cluster obtido pelo GMM.

5.5. Conclusão Final

Os resultados confirmam que o aprendizado não supervisionado é uma abordagem eficaz para a identificação de padrões naturais em dados astronômicos. A análise demonstrou que o Agrupamento Hierárquico e o Gaussian Mixture Model apresentaram melhor desempenho global, tanto em métricas internas quanto externas, sendo particularmente adequados para dados com estrutura hierárquica ou distribuições probabilísticas complexas. Por outro lado, o DBSCAN mostrou-se mais sensível à densidade local dos dados, destacando-se na identificação de outliers, porém com menor capacidade de separação consistente entre classes espectrais. A combinação dessas técnicas fornece uma visão mais robusta e abrangente da distribuição estelar, reforçando a importância do uso de múltiplos métodos não supervisionados na análise de grandes volumes de dados astronômicos.

Referências

Contributors, K. Stars dataset. <https://www.kaggle.com/datasets/waqi786/stars-dataset?resource=download>.

- Fotopoulou, S. (2024). A review of unsupervised learning in astronomy. *arXiv preprint arXiv:2406.17316 [astro-ph.IM]*.
- Hunt, E. L. and Reffert, S. (2020). Improving the open cluster census. i. comparison of clustering algorithms applied to gaia dr2 data. *arXiv preprint arXiv:2012.04267 [astro-ph.GA]*.
- Yang, H., Shi, C., Cai, J., Zhou, L., Yang, Y., Zhao, X., He, Y., and Hao, J. (2022). Data mining techniques on astronomical spectra data. i: Clustering analysis. *arXiv preprint arXiv:2212.08419 [astro-ph.IM]*.
- Yu, H. and Hou, X. (2022). Hierarchical clustering in astronomy. *arXiv preprint arXiv:2211.06002 [astro-ph.IM]*.

ANEXO I — Uso de Modelos de Linguagem

Este anexo descreve o uso de modelos de linguagem baseados em Inteligência Artificial, em especial o *ChatGPT* (OpenAI), como ferramenta de apoio ao desenvolvimento deste trabalho acadêmico. O modelo foi utilizado exclusivamente como suporte para organização textual, esclarecimento conceitual e auxílio técnico, não substituindo a análise crítica, a implementação dos algoritmos ou a interpretação dos resultados, que foram realizadas integralmente pela autora.

Finalidade do uso

Os modelos de linguagem foram utilizados para:

- Revisão e aprimoramento da redação acadêmica.
- Reformulação e clareza de títulos, seções e conclusões.
- Esclarecimento conceitual sobre algoritmos de aprendizado não supervisionado.
- Apoio na organização de tabelas, figuras e seções do trabalho.
- Auxílio na estruturação de apresentações acadêmicas em \LaTeX Beamer.

Contexto do conjunto de dados e escopo do relatório

Durante o uso do modelo de linguagem, foram fornecidas informações gerais sobre o escopo do trabalho e o conjunto de dados analisado, com a finalidade exclusiva de apoio à redação acadêmica. O estudo consiste em uma análise exploratória de dados astronômicos utilizando algoritmos de aprendizado não supervisionado aplicados a um conjunto sintético de 1001 estrelas, contendo atributos físicos e classes espectrais tradicionais, obtido a partir da plataforma Kaggle.

Organização do projeto

O modelo de linguagem também foi utilizado como apoio para a organização e documentação do fluxo de trabalho, que foi estruturado em notebooks Jupyter, conforme a seguinte hierarquia de diretórios:

```
IA/astro_ai_tp/notebooks
01_exploration.ipynb
02_preprocessing.ipynb
03_hierarchical_clustering.ipynb
04_density_clustering.ipynb
05_model_based_clustering.ipynb
06_comparison.ipynb
```

Cada notebook corresponde a uma etapa específica do projeto, abrangendo desde a análise exploratória inicial e o pré-processamento dos dados até a aplicação dos algoritmos de agrupamento e a comparação final dos resultados.

Principais prompts utilizados

A seguir, apresentam-se exemplos representativos dos prompts utilizados durante o desenvolvimento do trabalho:

1. “Como melhorar a explicação do título relacionado à análise de algoritmos de clustering aplicados a dados astronômicos?”
2. “Explique de forma clara e objetiva as diferenças entre Hierarchical Clustering, DBSCAN e Gaussian Mixture Model.”
3. “Reescreva a seção de resultados destacando métricas de precisão, revocação e F1-score para algoritmos de agrupamento.”
4. “Auxilie na organização de uma seção de conclusão com base nos resultados obtidos em algoritmos não supervisionados.”
5. “Estruture uma apresentação em \LaTeX Beamer com introdução, metodologia, resultados e conclusão para um trabalho acadêmico.”

Registro detalhado de interações com o modelo

Esta subseção apresenta trechos representativos das interações realizadas com o modelo de linguagem, organizadas de acordo com o tipo de apoio fornecido ao longo do desenvolvimento do trabalho.

Interação 1 — Estruturação do relatório *Usuária:* “Você pode sugerir uma estrutura de relatório acadêmico para um trabalho sobre clustering aplicado a dados astronômicos?”

Modelo: Proposta de estrutura contendo introdução, fundamentação teórica, metodologia, resultados, discussão e conclusão, seguindo padrões acadêmicos.

Interação 2 — Escrita da introdução *Usuária:* “Pode melhorar a introdução e deixá-la mais formal e científica?”

Modelo: Reformulação textual com adequação do vocabulário acadêmico, melhoria da coesão e clareza dos objetivos.

Interação 3 — Explicação dos algoritmos *Usuária:* “Explique de forma clara como funcionam o Hierarchical Clustering, DBSCAN e GMM.”

Modelo: Explicações conceituais detalhadas sobre o funcionamento, pressupostos, vantagens e limitações de cada algoritmo.

Interação 4 — Escrita da metodologia *Usuária:* “Revise a seção de metodologia para deixá-la mais objetiva.”

Modelo: Sugestões de reorganização textual, padronização de termos técnicos e melhoria da progressão lógica.

Interação 5 — Organização do código *Usuária:* “Como posso organizar o projeto em notebooks para facilitar a avaliação?”

Modelo: Sugestão de divisão modular do projeto em notebooks de exploração, pré-processamento, modelagem e comparação.

Interação 6 — Avaliação dos algoritmos *Usuária:* “Quais métricas são adequadas para avaliar clustering quando há rótulos conhecidos?”

Modelo: Discussão sobre métricas externas, como precisão, revocação e F1-score, e suas limitações em aprendizado não supervisionado.

Interação 7 — Interpretação dos resultados *Usuária:* “Como interpretar diferenças de desempenho entre DBSCAN e GMM?”

Modelo: Apoio na interpretação dos resultados, relacionando características dos dados aos pressupostos de cada algoritmo.

Interação 8 — Comparação de desempenho *Usuária:* “Me ajude a comparar criticamente os três algoritmos.”

Modelo: Sugestões de comparação qualitativa e quantitativa, destacando comportamento, robustez e adequação ao problema.

Interação 9 — Escrita da seção de resultados *Usuária:* “Pode ajudar a escrever a seção de resultados sem repetir a metodologia?”

Modelo: Orientações para foco em métricas, observações empíricas e comparação entre métodos.

Interação 10 — Uso de tabelas *Usuária:* “É melhor apresentar os resultados em tabelas ou gráficos?”

Modelo: Recomendações sobre boas práticas de apresentação e auxílio na formatação em \LaTeX .

Interação 11 — Escrita da conclusão *Usuária:* “Pode fortalecer a conclusão com base nos resultados obtidos?”

Modelo: Sugestões de síntese dos achados, limitações do estudo e direções para trabalhos futuros.

Interação 12 — Preparação de slides *Usuária:* “Preciso montar slides em Beamer para uma apresentação curta.”

Modelo: Estruturação de apresentação em \LaTeX Beamer, com organização por tempo e conteúdo.

Interação 13 — Escrita dos slides *Usuária:* “Transforme partes do relatório em textos curtos para os slides.”

Modelo: Reformulação do conteúdo em formato sintético e adequado à apresentação oral.

Interação 14 — Revisão final *Usuária:* “Revise o texto final para melhorar coesão e remover repetições.”

Interação 15 — Manipulação e organização de rótulos *Usuária:* “Ainda não salvei os labels gerados pelos algoritmos. Como devo organizá-los?”

Modelo: Orientações sobre a criação e salvamento de arquivos CSV contendo os rótulos de cada algoritmo de clusterização, garantindo rastreabilidade e reprodutibilidade dos resultados.

Interação 16 — Análise de resultados com *pandas* *Usuária:* “Não entendi o resultado da execução ao concatenar os clusters com as classes espectrais.”

Modelo: Explicação detalhada sobre o uso de `pd.concat` para unir rótulos de clusters e classes reais, bem como interpretação da estrutura do *DataFrame* resultante.

Interação 17 — Correção de código para análise cruzada *Usuária:* “Pode corrigir o código para comparar clusters e classes espectrais usando `crosstab`?”

Modelo: Correção e esclarecimento do uso de `pd.crosstab` para gerar tabelas de contingência, permitindo análise qualitativa da correspondência entre clusters e classes espectrais.

Interação 18 — Organização do diretório de resultados *Usuária:* “O diretório de resultados contém vários arquivos CSV. Isso está correto?”

Modelo: Confirmação da organização adotada, com explicação da finalidade de cada arquivo de resultados e labels, reforçando boas práticas de organização experimental.

Interação 19 — Adequação ao formato exigido pelo professor *Usuária:* “O trabalho precisa ter exatamente nove páginas e considerar artigos de referência.”

Modelo: Auxílio na adequação estrutural do relatório ao número de páginas exigido, com sugestões de expansão conceitual, inclusão de discussões críticas e uso adequado da literatura científica.

Interação 20 — Uso de artigos como base teórica *Usuária:* “Quero justificar a escolha dos algoritmos com base nos artigos de referência.”

Modelo: Apoio na interpretação e incorporação de trechos conceituais de artigos científicos sobre clustering em astronomia, relacionando DBSCAN, GMM e Agrupamento Hierárquico ao estado da arte.

Interação 21 — Escrita acadêmica em \LaTeX *Usuária:* “Pode revisar e melhorar meu código \LaTeX no template da SBC?”

Modelo: Correções estruturais e textuais no documento \LaTeX , com ajustes de seções, padronização acadêmica e melhoria da clareza científica.

Interação 22 — Integração entre código e texto científico *Usuária:* “Como relacionar corretamente os resultados computacionais com a análise teórica?”

Modelo: Orientações para conectar métricas quantitativas (Silhouette Score, tabelas de contingência) com interpretação física e respaldo na literatura.

Interação 23 — Revisão crítica final orientada à avaliação *Usuária:* “O texto está adequado para avaliação acadêmica?”

Interação 24 — Escolha do número de clusters *Usuária:* “Como justificar a escolha de sete clusters nos algoritmos?”

Modelo: Orientações para justificar a escolha com base no número de classes espectrais principais e na análise exploratória dos dados.

Interação 25 — Normalização dos dados *Usuária:* “A normalização realmente influencia os resultados do clustering?”

Modelo: Explicação sobre o impacto da escala dos atributos em algoritmos baseados em distância e densidade, reforçando a necessidade do pré-processamento.

Interação 26 — Diferença entre métricas internas e externas *Usuária:* “Qual a diferença entre Silhouette Score e métricas externas?”

Modelo: Esclarecimento conceitual sobre métricas internas e externas, destacando suas aplicações e limitações.

Interação 27 — Interpretação física dos clusters *Usuária:* “Como relacionar os clusters encontrados com propriedades físicas das estrelas?”

Modelo: Sugestões de interpretação dos agrupamentos à luz da astrofísica estelar e das classes espectrais.

Interação 28 — Uso de tabelas de contingência *Usuária:* “As tabelas de contingência são suficientes para análise qualitativa?”

Modelo: Discussão sobre a utilidade das tabelas de contingência e suas limitações na avaliação de clustering.

Interação 29 — Comparação entre literatura e resultados obtidos *Usuária:* “Meus resultados estão coerentes com a literatura?”

Modelo: Apoio na comparação crítica entre os resultados experimentais e achados reportados em artigos científicos.

Interação 30 — Justificativa do uso de aprendizado não supervisionado *Usuária:* “Como justificar o uso de métodos não supervisionados se existem rótulos?”

Modelo: Argumentação baseada em exploração de dados, descoberta de padrões e avaliação da estrutura intrínseca dos dados.

Interação 31 — Escrita da análise crítica *Usuária:* “Como deixar a análise crítica menos descritiva e mais reflexiva?”

Modelo: Sugestões para enfatizar limitações, hipóteses e implicações científicas dos resultados.

Interação 32 — Diferença entre DBSCAN e HDBSCAN *Usuária:* “Qual a principal diferença entre DBSCAN e HDBSCAN?”

Modelo: Explicação conceitual sobre a extensão hierárquica do HDBSCAN e sua robustez em relação à densidade variável.

Interação 33 — Uso de PCA antes do clustering *Usuária:* “Seria interessante aplicar PCA antes do clustering?”

Modelo: Discussão sobre vantagens e riscos da redução de dimensionalidade antes da clusterização.

Interação 34 — Interpretação de clusters mistos *Usuária:* “O que significa um cluster conter várias classes espectrais?”

Modelo: Interpretação baseada em sobreposição de propriedades físicas e limitações dos atributos observacionais.

Interação 35 — Reprodutibilidade experimental *Usuária:* “Como garantir que o experimento seja reprodutível?”

Modelo: Recomendações sobre versionamento de código, salvamento de resultados e documentação.

Interação 36 — Organização da seção de resultados *Usuária:* “A seção de resultados está muito longa?”

Modelo: Sugestões para separar resultados quantitativos de análises interpretativas.

Interação 37 — Escrita científica em português *Usuária:* “O texto está formal o suficiente para um trabalho acadêmico?”

Modelo: Revisão do vocabulário, tempos verbais e estrutura das frases.

Interação 38 — Integração entre seções *Usuária:* “Como evitar que as seções fiquem desconectadas?”

Modelo: Sugestões de transições textuais e encadeamento lógico entre seções.

Interação 39 — Limitações do estudo *Usuária:* “Quais limitações devo explicitar no trabalho?”

Modelo: Identificação de limitações metodológicas, computacionais e conceituais.

Interação 40 — Trabalhos futuros *Usuária:* “O que posso sugerir como trabalhos futuros?”

Modelo: Propostas de expansão do estudo com novos algoritmos, bases de dados e abordagens híbridas.

Interação 41 — Uso ético de IA *Usuária:* “Como relatar corretamente o uso do modelo de linguagem no trabalho?”

Modelo: Orientações sobre transparência e uso ético de ferramentas de IA em contexto acadêmico.

Interação 42 — Adequação ao nível de graduação *Usuária:* “O nível técnico está adequado para graduação?”

Modelo: Avaliação do nível de profundidade conceitual e sugestões de ajuste.

Interação 43 — Preparação para defesa ou apresentação *Usuária:* “Como me preparar para explicar esse trabalho oralmente?”

Modelo: Orientações para apresentação clara dos objetivos, metodologia e resultados.

Interação 44 — Revisão final global *Usuária:* “O trabalho está coeso e bem estruturado?”

Modelo: Avaliação global do documento, com recomendações finais de refinamento.

Limitações e responsabilidade

Ressalta-se que todas as decisões metodológicas, implementações em código, seleção de métricas, análise dos resultados e conclusões científicas foram realizadas pela autora. O modelo de linguagem não teve acesso direto ao conjunto de dados nem executou qualquer etapa computacional, sendo utilizado apenas como ferramenta de apoio textual e organizacional, não substituindo o raciocínio crítico nem a autoria intelectual do trabalho.