**Detecção de anomalias em despesas dos deputados estaduais**

**de São Paulo por meio de K-Means**

Rodolfo Orlando Viana¹\*; Ana Julia Righetto2

1 Avenida Maria Fernandes Cavallari, 3099 – Jardim Cavallari; 17526-341 Marília, São Paulo, Brasil

2 Alvaz. Head in R&D and Customer Experience. Avenida Ayrton Senna da Silva, 600 – Sala 602 – Gleba Fazenda Palhano; 86050-460 Londrina, Paraná, Brasil

\*autor correspondente: eu@rodolfoviana.com.br

**Detecção de anomalias em despesas dos deputados estaduais**

**de São Paulo por meio de K-Means**

**Resumo**

O presente trabalho investigou anomalias em gastos de fundos públicos recebidos pelos deputados da Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo [Alesp] por meio da "verba de gabinete". Com as alocações de 2022 superando os anos anteriores e alegações de malversação de recurso público feitas por órgãos de controle, torna-se imperativo examinar esses gastos rigorosa. Aprendizado de máquina não supervisionado, especificamente a clusterização K-Means com método de inicialização K-Means++, foi o instrumento utilizado para distinguir anomalias nas despesas. Embora não rotule conclusivamente as transações como fraudulentas, a metodologia oferece um arcabouço para auxiliar na identificação de possíveis inconsistências financeiras, auxiliando órgãos de supervisão em suas análises.

**Palavras-chave:** Alesp; recursos públicos; clusterização; K-Means++; aprendizado de máquina não supervisionado.

**Anomaly detection in expenses of state deputies of São Paulo using K-Means**

**Abstract**

This study investigated anomalies in public fund expenditures received by deputies from the Legislative Assembly of the State of São Paulo [Alesp] through the "office allowance". With the allocations of 2022 surpassing previous years and allegations of misuse of public funds made by oversight bodies, it becomes imperative to examine these expenses rigorously. Unsupervised machine learning, specifically K-Means clustering with the K-Means++ initialization method, was the tool used to distinguish anomalies in expenses. While it does not conclusively label transactions as fraudulent, the methodology provides a framework to assist in identifying possible financial inconsistencies, aiding supervisory bodies in their analyses.

**Keywords:** Alesp; public funds; clustering; K-Means++; unsupervised machine learning

**Introdução**

Cada um dos 94 parlamentares da Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo [Alesp] tem direito aos Auxílio-Encargos Gerais de Gabinete de Deputado e Auxílio-Hospedagem, referenciados conjuntamente como “verba de gabinete”. Tal direito foi conferido pela resolução 783, artigo 11, de 1º de julho de 1997 (Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo, 1997a). Trata-se de um valor mensal devido pelo Estado aos deputados a fim de que eles possam ser ressarcidos de gastos com o funcionamento e manutenção dos gabinetes, com hospedagem e demais despesas inerentes ao pleno exercício das atividades parlamentares.

Tais gastos previstos na legislação são agregados em 11 categorias, dentre as quais materiais e serviços gráficos, consultoria, combustíveis, locação de automóveis, hospedagem. Em 2022, considerando o limite máximo da verba de gabinete em 1.250 unidades fiscais do Estado de São Paulo [Ufesp] (Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo, 1997b), e o valor da Ufesp em R$ 31,97 (Secretaria da Fazenda e Planejamento do Governo do Estado de São Paulo, 2023), o limite mensal da verba de gabinete que poderia ser ressarcido por deputado no ano passado foi de R$ 39.962,50.

Naquele ano, o valor total empenhado para custeio da verba de gabinete perfez R$ 26.652.243,51 (Secretaria da Fazenda e Planejamento do Governo do Estado de São Paulo, 2023a). O montante foi 24,43% maior que a soma em 2021, de R$ 21.419.316,88 (Secretaria da Fazenda e Planejamento do Governo do Estado de São Paulo, 2023b), e menor do que o valor anotado na rubrica para 2023, de R$ 28.607.099,96 (Secretaria da Fazenda e Planejamento do Governo do Estado de São Paulo, 2023c). Caso este montante se cumpra neste ano, será a primeira vez que o valor ultrapassa R$ 28,5 milhões desde 2018.

Tais somas de recursos públicos passam pelo escrutínio de órgãos de controle, como o Tribunal de Contas do Estado e o Ministério Público de São Paulo, que não raro abrem procedimentos para averiguar a lisura do trâmite de ressarcimento aos parlamentares. Um exemplo é o processo investigatório 29.0001.0246360.2021-54 (Ministério Público de São Paulo, 2022), instaurado em 5 maio 2022, que discorre sobre possível malversação no uso da verba de gabinete por parte do deputado estadual Murilo Felix, que a teria empregado para pagar pela locação de imóveis pertencentes a aliados políticos e nunca utilizados.

Com este contexto, o presente trabalho busca ser um instrumento para avaliação de despesas e detecção de anomalias por meio de aprendizado de máquina não supervisionado. O objetivo desta peça não é afirmar peremptoriamente se determinado gasto é fraudulento ou não; seu escopo é servir de ferramenta para uma observação inicial dos valores, que podem ser analisados por meio de clusterização.

**Material e Métodos**

A primeira etapa consistiu na captura dos dados a partir do Portal de Dados Abertos da Alesp, onde estão disponíveis arquivos no formato xml que datam desde 2002 e contêm elementos que indicam o período de referência (“Ano”, “Mês”), além de informações tanto do parlamentar (“Matrícula”, “Deputado”) quanto da despesa (“Fornecedor”, “CNPJ”, “Tipo”, “Valor”). Para este trabalho, foram utilizados apenas “CNPJ” e “Valor”, a fim de desconsiderar eventuais vieses ideológicos. Dado o contexto temporal dos gastos, “Ano” e “Mês” foram usados tão somente para realizar a deflação dos valores até 31 dez. 2022 seguindo o índice de preço ao consumidor amplo [IPCA], conforme divulgado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística [IBGE]. Com isso, descartou-se a temporalidade das despesas.

Foram inseridas neste estudo apenas as despesas relacionadas a alimentação e hospedagem compreendidas entre os anos de 2018 e 2022. Descartaram-se, ainda, fornecedores com menos de 20 despesas no quinquênio, haja vista a necessidade de se ter número significativo para a realização de clusterização.

Para a detecção de anomalias, construiu-se um algoritmo de clusterização por K-Means. Nesta técnica, a organização dos conjuntos é feita com a determinação aleatória de um centroide, um ponto que observa a distância euclidiana dos demais dados em relação a ele (MacQueen, 1967a). Dado um conjunto de observações , o algoritmo de K-Means reparte as n observações em conjuntos a fim de minimizar a soma dos quadrados dentro do cluster. Seu objetivo é encontrar

(1)

onde, : média dos pontos em (MacQueen, 1967b).

A quantidade de agrupamentos a serem utilizados pelo algoritmo deve ser conhecida a priori. O método do cotovelo — Elbow method —, apresentado por Joshi e Nalwade (2012), é uma forma de obter esse número com base na iteração entre possíveis centros de clusters e a soma dos quadrados das distâncias entre eles e os pontos de dados. A heurística opera sob a lógica de que, ao aumentar o número de agrupamentos, ocorrerá a diminuição da soma dos quadrados intracluster, haja vista a maior proximidade dos pontos em relação aos centroides de seus respectivos agrupamentos. Em determinado momento, o valor de tal diminuição se tornará marginal — traduzido de maneira visual em gráfico, uma linha teria inicialmente quedas acentuadas para, em seguida, se estabilizar na posição horizontal, formando um "cotovelo". O ponto em que essa estabilização se torna perceptível representa uma estimativa do número ideal de clusters.

A determinação do número de clusters, porém, não garante que o algoritmo encontre os melhores pontos para servirem de centroides. A alta sensibilidade da técnica de agrupamento pode levar a uma solução de mínimo local em vez de uma global, gerando partições que não sejam ideais, segundo Morissette e Chartier (2013). Para sobrepor tal limitação, este trabalho se utilizou do método de inicialização K-Means++, em que o centroide passa por iterações, e é selecionado a partir da probabilidade de determinado ponto ser o melhor centroide com base na distância em relação aos outros pontos de dados (Arthur e Vassilvitskii, 2007). Dado um conjunto de pontos D e um conjunto de centroides já selecionados C, a probabilidade de se escolher o ponto de dado x como próximo centroide é calculada por meio de

(2)

sendo, : distância entre o ponto e o centroide mais próximo em .

Com os centroides inicializados, cada ponto é atribuído ao centroide mais próximo. Tais pontos de dados próximos ao centroide formam clusters ou agrupamentos. Considerando o ponto x e um conjunto de centroides C, o rótulo do cluster l ao qual x pertence é computado por

(3)

Em seguida, cada centroide é recalculado tomando a média da distância de todos os pontos a eles atribuídos,

(4)

onde, : conjunto de todos os pontos de dados atribuídos ao centroide i.

A cada iteração de atualização de centroides é computada a inércia. Para conjunto univariado, a operação segue

(5)

onde, : centroide do cluster para o qual o ponto foi atribuído.

O algoritmo desenvolvido também adotou critérios de convergência avançados ao comparar o movimento dos centroides entre iterações. Sendo o conjunto de centroides na iteração , o algoritmo converge se

(6)

onde, tol: tolerância especificada; : distância euclidiana.

A validação dos resultados obtidos a partir da implementação dessas técnicas foi realizada com duas medidas. O primeiro é o método da silhueta — Silhouette method —, seguindo o trabalho de Rousseeuw (1987). Esta técnica observa a similaridade de um ponto com seu cluster em comparação com outros clusters a partir de

(7)

onde, : a distância média de i para todos os outros pontos intra-agrupamento; : a menor distância média de i para todos os pontos em agrupamentos diferentes.

O método da silhueta retorna resultados no intervalo de -1 a 1. Se o valor for próximo de -1, significa que o ponto está agrupado de maneira errada; próximo de 0, o ponto está entre dois clusters, de forma que o agrupamento pode ser aprimorado; próximo de 1, o ponto está bem agrupado.

Enquanto o método da silhueta faz comparação entre um ponto único e os agrupamentos, o índice de Davies-Bouldin (1979), segunda medida usada na validação dos resultados, observa a coesão de do cluster, dada a lógica de que um agrupamento adequado é denso em si, ao passo que distante dos demais agrupamentos. Melhor o agrupamento quanto mais o índice se aproxima de 0, resultado obtido por

(8)

sendo, k: número de clusters; i,j: clusters diferentes; : dispersão interna dos clusters i e j, respectivamente; : a distância entre clusters i e j.

**Resultados e Discussão**

Realizou-se uma análise exploratória para compreender os dados e sua dispersão. No quinquênio observado, foram 4.453 registros de despesas em 86 números de CNPJ únicos, totalizando R$ 1.784.601,08. Cada despesa apresentou valor médio de R$ 400,46, porém com desvio-padrão elevado (R$ 967,47), indicando significativa dispersão dos dados em relação à média. O coeficiente de variação de 241,41% demonstrou alto grau de variabilidade.

Notou-se ainda que a média é superior ao terceiro quartil. Isso indica que o conjunto de dados está inclinado para valores mais baixos. Graficamente, o valor médio maior que o terceiro quartil sugere assimetria positiva: a cauda do lado direito é mais longa do que do lado esquerdo. Essa indicação é corroborada com a assimetria de 5,21, enquanto a curtose de 32,67 comprova cauda longa e picos acentuados em comparação à distribuição normal.

Tabela 1. Estatísticas dos dados analisados

|  |  |
| --- | --- |
| Medida | Valor |
| Contagem | 4.453 |
| Média (R$) | 400,763773 |
| Desvio-padrão (R$) | 967,469752 |
| Mínimo (R$) | 6,49 |
| 1º Quartil (R$) | 55,75 |
| 2º Quartil (R$) | 123,14 |
| 3º Quartil (R$) | 276,18 |
| Máximo (R$) | 10.250,41 |
| Coeficiente de variação (%) | 241,40648... |
| ­­Assimetria | 5,21061... |
| Curtose | 32,66851... |

Fonte: Dados originais da pesquisa

O algoritmo desenvolvido processou as informações dos 4.453 registros, com os parâmetros descritos na Tabela 2.

Tabela 2. Parâmetros do algoritmo de K-Means

|  |  |
| --- | --- |
| Parâmetro | Valor |
| Número mínimo de clusters | 2 |
| Número de clusters utilizados | 2 a 10, selecionado pelo método do cotovelo |
| Máximo de iterações | 100 |
| Tolerância para convergência | 0,0001 |
| Percentil para detecção de anomalia | 95% |

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Ele retornou 262 anomalias que somaram R$ 197.697,24 — 11,08% do valor total de despesas. Por anomalias entendem-se padrões em dados que não se ajustam à noção bem definida de comportamento normal (Chandola, Banerjee e Kumar, 2009) — no contexto deste trabalho, anomalias são valores de despesas que não se enquadram nos agrupamentos criados pelo algoritmo. Tal definição é importante aqui porque o intuito do trabalho é fornecer um algoritmo para auxiliar na detecção de possíveis fraudes no uso de verbas públicas. Uma amostra de 12 empresas contendo pouco mais de 10% das anomalias (Figura 2) ilustra a lógica de que nem toda anomalia deve ser observada como indício de fraude.

Figura 2. Anomalias e não anomalias detectadas pelo algoritmo para 12 CNPJs

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: \*amostra de aproximadamente 10% de anomalias selecionada aleatoriamente; \*\*empresas identificadas por números de 1 a 12 para legibilidade do gráfico

Há anomalias que se encontram no meio de todas as despesas de determinada empresa — estas não são os maiores valores no conjunto de despesas e, portanto, são falsos positivos. Na ilustração, as empresas 3 e 12, cujas despesas são de grandes valores, têm anomalias, mas diluídas no conjunto de outras despesas, não podendo, assim, ser consideradas possíveis indícios de fraude; já as anomalias das empresas 2, 4 e 6, que têm poucas despesas e todas de baixos valores, merecem ser mais bem escrutinadas por órgãos de controle.

Em K-Means, a determinação de uma anomalia é feita pela distância dos pontos em relação a um centroide, o que forma um cluster (Figura 3). Na amostra de 12 empresas há aquela com 2 clusters (empresa 2) até empresas com 8 clusters (empresas 3, 9, 10 e 11), o que explica por que pode haver anomalias diluídas no meio de despesas menores e maiores. Já no conjunto de 86 empresas, os clusters vão de 2 a 10.

Figura 3. Pontos de dados e centroides escolhidos pelo algoritmo para 12 CNPJs

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: \*amostra de aproximadamente 10% de anomalias selecionada aleatoriamente; \*\*empresas identificadas por números de 1 a 12 para legibilidade do gráfico

Os agrupamentos foram validados por meio de dois instrumentos supracitados: o método da silhueta e o índice de Davies-Bouldin. Idealmente, o primeiro deles precisa ter valores entre 0,5 e 1 de uma escala que vai de -1 a 1; o segundo, de 0 a 0,5, numa escala que vai de 0 a 1. Na amostra em questão, conseguiu-se obter valores ideais (Figura 4). Do conjunto de 86 empresas, todas apresentam resultados ideias para o método da silhueta (de 0,577 a 0,918); 79 apresentaram resultados ideais para o índice de Davies-Bouldin (0,166 a 0,489), enquanto 7 apresentaram resultados abaixo do ideal (0,508 a 0,573).

Figura 4. Valores do método da silhueta e do índice de Davies-Bouldin para 12 CNPJs

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: \*amostra de aproximadamente 10% de anomalias selecionada aleatoriamente; \*\*empresas identificadas por números de 1 a 12 para legibilidade do gráfico

Com a clusterização das despesas, a detecção de anomalias segundo o algoritmo de K-Means e a validação dos métodos aplicados, foi realizada uma análise final para considerar anomalias passíveis de inquirição dos órgãos de controle aquelas cujos valores são maiores que o maior valor de não anomalia do último cluster. Com isso, descartaram-se anomalias posicionadas entre clusters, e o resultado obtido foi de 46 anomalias em 32 empresas (Tabela 3), com valor total de R$ 44.348,88.

Tabela 3. Resultados

(continua)

|  |  |
| --- | --- |
| CNPJ | Valor (R$) |
| 02.012.862/0001-60 | 9.584,44 |
| 03.071.465/0001-21 | 1.658,78 |
| 03.300.974/0049-23 | 298,95 |
| 08.402.977/0001-47 | 269,26 |
| 09.060.964/0106-77 | 448,74 |
| 09.060.964/0106-77 | 389,17 |
| 09.399.877/0001-71 | 1.788,63 |
| 09.438.123/0001-83 | 570,85 |
| 09.456.178/0001-16 | 285,66 |
| 09.456.550/0001-94 | 487,44 |
| 09.456.550/0001-94 | 453,99 |
| 09.456.704/0001-48 | 405,21 |
| 09.456.704/0001-48 | 438,34 |

Tabela3. Resultados

(conclusão)

|  |  |
| --- | --- |
| CNPJ | Valor (R$) |
| 09.456.714/0001-83 | 567,66 |
| 09.536.662/0001-55 | 407,22 |
| 11.384.785/0001-60 | 840,34 |
| 13.232.868/0001-69 | 1.683,45 |
| 13.232.868/0001-69 | 1.498,23 |
| 42.591.651/0612-82 | 134,45 |
| 42.591.651/0612-82 | 119,93 |
| 43.386.903/0001-65 | 308,69 |
| 43.386.903/0001-65 | 1.036,99 |
| 43.386.903/0001-65 | 1.361,20 |
| 44.993.632/0001-79 | 1.887,10 |
| 44.993.632/0001-79 | 2.621,23 |
| 44.993.632/0001-79 | 2.218,63 |
| 45.007.937/0001-27 | 1.556,45 |
| 47.079.637/0001-89 | 1.805,09 |
| 49.967.557/0001-95 | 1.777,74 |
| 50.244.235/0001-05 | 108,86 |
| 51.483.956/0001-22 | 184,01 |
| 54.867.247/0001-39 | 216,09 |
| 54.867.247/0001-39 | 447,56 |
| 54.867.247/0001-39 | 359,06 |
| 54.951.561/0001-03 | 239,37 |
| 56.007.859/0001-87 | 593,48 |
| 58.699.232/0001-60 | 218,54 |
| 61.084.018/0001-03 | 1.372,78 |
| 61.359.691/0001-09 | 181,82 |
| 61.563.557/0001-25 | 242,33 |
| 61.980.272/0012-42 | 219,43 |
| 65.684.037/0003-93 | 525,07 |
| 65.684.037/0003-93 | 790,71 |
| 65.684.037/0003-93 | 495,19 |
| 65.684.037/0003-93 | 647,51 |
| 66.728.858/0001-85 | 603,21 |
| Soma | 44.348,88 |

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: \*valores corrigidos pelo IPCA

**Considerações Finais**

A “verba de gabinete”, como são conhecidos Auxílio-Encargos Gerais de Gabinete de Deputado e Auxílio-Hospedagem, é um direito conferido por lei aos deputados estaduais de São Paulo para que possam ser ressarcidos por despesas relacionadas ao exercício das atividades parlamentares. Em 2022, o valor total empenhado na rubrica foi superior a R$ 26,6 milhões.

Tendo sua origem nos cofres do estado, cabe aos órgãos de controle estaduais observarem seu uso para coibir eventual malversação de recursos públicos.

Técnicas de aprendizado de máquina, tal qual o algoritmo de clusterização K-Means, podem ser de grande auxílio nessa tarefa. Por meio dele, é possível detectar anomalias em gastos dos parlamentares.

Este trabalho buscou construir um algoritmo de K-Means com métodos robustos para essa tarefa. Poder-se-ia utilizar uma ferramenta consolidada no mercado para este fim, o que decerto seria menos exaustivo. Por outro lado, deixar-se-ia esvair a oportunidade de aprender cada parte do processo de clusterização e detecção de anomalias, conhecer seus meandros.

O algoritmo construído foi capaz de trazer resultados: 46 despesas efetuadas em 32 empresas foram apontadas como anomalias.

**Agradecimento**

Agradeço a Pedro Orlando, meu afilhado de seis anos que, com seus convites para assistir a vídeos do Enaldinho ou fazer um piquenique na sala de casa, conseguiu me distrair deste trabalho ao tempo que recarregou minhas energias para nele prosseguir.

**Referências**

Arthur, D.; Vassilvitskii, S. 2007. K-Means++: The advantages of careful seeding. Proceedings of Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms: 1027-1035.

Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo [Alesp]. 1997. Resolução n. 783, de 1° de julho de 1997. Altera a Resolução n° 776, de 14/10/1996, que implantou a nova estrutura administrativa, cria o Núcleo de Qualidade e institui a verba de gabinete. Disponível em: https://www.al.sp.gov.br/repositorio/legislacao/resolucao.alesp/1997/original-resolucao.alesp-783-01.07.1997.html. Acesso em: 19 março 2023.

Chandola, V; Banerjee, A.; Kumar, V. 2009. Anomaly detection: a survey. Association for Computing Machinery Computing Surveys 41: 1-58.

Davies, D.L.; Bouldin, D.W. 1979. A cluster separation measure. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2: 224–227.

Joshi, K.D.; Nalwade, P.S. 2012. Modified K-Means for better initial cluster centres. International Journal of Computer Science and Mobile Computing 7: 219-223.

MacQueen, J. 1967. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, 1967, Los Angeles, LA, Estados Unidos, Anais… p. 281-297.

Ministério Público de São Paulo. 2022. Sistema Eletrônico de Informações. Disponível em: https://www.mpsp.mp.br/sei-sistema-eletronico-de-informacoes Acesso em: 26 março 2023.

Morissette, L.; Chartier, S. 2013. The K-Means clustering technique: General considerations and implementation in Mathematica. Tutorials in Quantitative Methods for Psychology 9: 15-24.

Rousseeuw, P.J. 1987. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. Journal of Computational and Applied Mathematics 20: 53-65.

Secretaria da Fazenda e Planejamento do Governo do Estado de São Paulo. 2023. Execução orçamentária e financeira. Disponível em: https://www.fazenda.sp.gov.br/sigeolei131/paginas/flexconsdespesa.aspx. Acesso em: 19 março 2023.

Secretaria da Fazenda e Planejamento do Governo do Estado de São Paulo. 2023. Índices. Disponível em: https://portal.fazenda.sp.gov.br/Paginas/Indices.aspx. Acesso em: 26 março 2023.

**Apêndice**

1. **Código-fonte do algoritmo comentado**

from typing import Tuple

import numpy as np

class KMeans:

"""

k-means com critérios de convergência aprimorados.

Atributos:

k (int): Número de clusters.

max\_iters (int): Número máximo de iterações para o k-means.

tol (float): Tolerância de convergência baseada no movimento do

centroide.

n\_init (int): Número de vezes que o algoritmo será executado com

diferentes seeds de centroides.

threshold (int): Percentil para detecção de anomalias.

centroids (np.ndarray): Centroides para os clusters.

"""

def \_\_init\_\_(

self,

k: int = 2,

max\_iters: int = 100,

tol: float = 1e-4,

n\_init: int = 30,

threshold: int = 95,

centroids: np.ndarray = None,

):

"""

Inicialização com parâmetros especificados.

"""

self.k = k

self.max\_iters = max\_iters

self.tol = tol

self.n\_init = n\_init

self.threshold = threshold

self.centroids = centroids

@staticmethod

def \_kpp\_init(data: np.ndarray, k: int) -> np.ndarray:

"""

Inicializa os centroides usando o método k-means++.

Argumentos:

data (np.ndarray): Dados de entrada.

k (int): Número de centroides desejados.

Retorna:

centroids (np.ndarray): Centroides inicializados.

"""

# seleciona ponto aleatório como centroide

centroids = [data[np.random.choice(len(data))]]

# itera sobre centroides restantes

for \_ in range(1, k):

# calcula o quadrado da distância entre cada ponto e o

# centroide mais próximo

squared\_dist = np.array(

[np.min([np.linalg.norm(c - x) \*\* 2 for c in centroids]) for x in data]

)

# calcula a probabilidade de selecionar cada ponto de dado

# como novo centroide

probs = squared\_dist / squared\_dist.sum()

# escolhe o ponto com maior probabilidade como novo

# centroide

centroid = data[np.argmax(probs)]

# adiciona novo centroide à lista de centroides

centroids.append(centroid)

return np.array(centroids)

def get\_optimal\_k(self, data: np.ndarray, k\_max: int = 10) -> int:

"""

Aplica método Elbow para obter o número de clusters ideal.

Argumentos:

data (np.ndarray): Dados usados no algoritmo K-Means.

k\_max (int): Número máximo de clusters. Valor-padrão: 10.

Retorna:

optimal\_k (int): Número de clusters ideal.

"""

# lista para armazenar inércia de cada k

sum\_sq = []

# itera sobre intervalo de 1 a 10

for k in range(1, k\_max + 1):

# ajusta o número de clusters para a iteração atual

self.k = k

# ajusta os dados ao algoritmo

self.fit(data)

# calcula a inércia

inertia = np.sum(

[

np.linalg.norm(data[i] - self.centroids[self.labels[i]]) \*\* 2

for i in range(len(data))

]

)

# adiciona a inércia à lista

sum\_sq.append(inertia)

# calcula a diferença dos valores de inércia para encontrar o

# cotovelo

diffs = np.diff(sum\_sq, 2)

# escolhe k ideal a partir da menor diferença

optimal\_k = np.argmin(diffs) + 1

return optimal\_k

def \_single\_run(self, data: np.ndarray) -> Tuple[np.ndarray, np.ndarray, float]:

"""

Realiza execução única do algoritmo k-means.

Argumentos:

data (np.ndarray): Dados de entrada.

Retorna:

centroids (np.ndarray): Melhores centroides após a execução

do k-means.

labels (np.ndarray): Atribuições de cluster para cada ponto

de dado.

inertia (float): Distância total dos pontos de dados a

partir de seus centroides atribuídos.

"""

# inicializa centoides

centroids = self.\_kpp\_init(data, self.k)

# itera sobre max\_iters:

for \_ in range(self.max\_iters):

# calcula a distância entre cada ponto e cada centroide

dist = np.linalg.norm(data[:, np.newaxis] - centroids, axis=2)

# atribui cada ponto ao centroide mais próximo

labels = np.argmin(dist, axis=1)

# calcula os novos centroides com base na atribuição recente

new\_centroids = np.array(

[data[labels == i].mean(axis=0) for i in range(self.k)]

)

# observa se a mudança no centroide está abaixo da

# tolerância

if np.all(np.abs(new\_centroids - centroids) < self.tol):

# interrompe a iteração

break

# sobrescreve lista de centroides

centroids = new\_centroids

# calcula a inércia

inertia = np.sum(

[

np.linalg.norm(data[i] - centroids[labels[i]]) \*\* 2

for i in range(len(data))

]

)

return centroids, labels, inertia

def fit(self, data: np.ndarray) -> None:

"""

Ajusta o algoritmo k-means aos dados.

Argumento:

data (np.ndarray): Dados de entrada.

"""

# atribui valor infinito à inércia mínima

min\_inertia = float("inf")

# atribui None aos melhores centroides

best\_centroids = None

# atribui None às melhores labels

best\_labels = None

# itera sobre quantidade de execuções de K-Means

for \_ in range(self.n\_init):

# obtém valores de centroides, labels, inécia

centroids, labels, inertia = self.\_single\_run(data)

# observa se a execução atual tem menor inércia

if inertia < min\_inertia:

# atualiza inércia mínima

min\_inertia = inertia

# atualiza melhores centroides

best\_centroids = centroids

# atualiza melhores labels

best\_labels = labels

# ajusta os valores de centroides para os melhores valores

# encontrados

self.centroids = best\_centroids

# ajusta os valores de labels para os melhores valores

# encontrados

self.labels = best\_labels

def detect(self, data: np.ndarray) -> np.ndarray:

"""

Detecta anomalias nos dados com base na distância ao centroide

mais próximo.

Argumentos:

data (np.ndarray): Dados de entrada.

Retorna:

anomalies (np.ndarray): Anomalias detectadas.

"""

# calcula a distância entre cada ponto e o centroide mais

# próximo

dist = np.min(

np.linalg.norm(data[:, np.newaxis] - self.centroids, axis=2), axis=1

)

# ajusta o limite com base no percentil inserido

threshold = np.percentile(dist, self.threshold)

# considera anomalias os pontos cujas distâncias são maiores que

# o limite

anomalies = data[dist > threshold]

return anomalies

def get\_labels(self, data: np.ndarray) -> np.ndarray:

"""

Atribui cada ponto de dado ao centroide mais próximo para

determinar seu cluster.

Argumento:

data (np.ndarray): Conjunto de dados.

Retorna:

labels (np.ndarray): Array de labels de cluster

correspondentes a cada ponto de dado.

"""

# calcula a distância de cada ponto a cada centroide

dist = np.linalg.norm(data[:, np.newaxis] - self.centroids, axis=2)

# atribui cada ponto ao centroide mais próximo

labels = np.argmin(dist, axis=1)

return labels

class Score:

"""

Cálculo de scoring para algoritmo de clusterização.

"""

@staticmethod

def silhouette(data: np.ndarray, labels: np.ndarray) -> float:

"""

Calcula o score do método da silhueta.

Argumentos:

data (np.ndarray): Dados de entrada.

labels (np.ndarray): Atribuições de cluster para cada ponto

de dado.

Retorna:

float: valor do método da silhueta.

"""

# obtém labels únicas

unique\_labels = np.unique(labels)

# lista para armazenar valores do método da silhueta

silhouette\_vals = []

# itera sobre pontos de dados

for index, label in enumerate(labels):

# obtém pontos que estão no mesmo cluster

same\_cluster = data[labels == label]

# calcula a distância média a outros pontos no mesmo cluster

a = np.mean(np.linalg.norm(same\_cluster - data[index], axis=1))

# extrai pontos de outros clusters

other\_clusters = [

data[labels == other\_label]

for other\_label in unique\_labels

if other\_label != label

]

# calcula a distância média para pontos em outros clusters

b\_vals = [

np.mean(np.linalg.norm(cluster - data[index], axis=1))

for cluster in other\_clusters

]

# obtém os menores valores

b = min(b\_vals)

# calcula o valor da silhueta

silhouette\_vals.append((b - a) / max(a, b))

# retorna a silhueta média para todos os pontos

return np.mean(silhouette\_vals)

@staticmethod

def daviesbouldin(data: np.ndarray, labels: np.ndarray) -> float:

"""

Calcula o índice de Davies-Bouldin.

Argumentos:

data (np.ndarray): Dados de entrada.

labels (np.ndarray): Atribuições de cluster para cada ponto

de dado.

Retorna:

float: valor de Davies-Bouldin calculado.

"""

# obtém labels únicas

unique\_labels = np.unique(labels)

# calcula o centroide para cada cluster

centroids = np.array(

[data[labels == label].mean(axis=0) for label in unique\_labels]

)

# calcula a distância média dentro de cada cluster

avg\_dist\_within\_cluster = np.array(

[

np.mean(

np.linalg.norm(data[labels == label] - centroids[label], axis=1)

)

for label in unique\_labels

]

)

# calcula a distância entre centroides

centroid\_dist = np.linalg.norm(centroids[:, np.newaxis] - centroids, axis=2)

# ajusta valores diagonais para infinito

np.fill\_diagonal(centroid\_dist, float("inf"))

# calcula a razão entre a soma das distâncias médias e a

# distância entre centroides

cluster\_ratios = (

avg\_dist\_within\_cluster[:, np.newaxis] + avg\_dist\_within\_cluster

) / centroid\_dist

# obtém a maior razão para cada cluster

max\_cluster\_ratios = np.max(cluster\_ratios, axis=1)

# retorna a média das maiores razões

return np.mean(max\_cluster\_ratios)

1. **Código de execução comentado**

import os

import asyncio

import glob

from typing import List, Dict, Union

from itertools import groupby

import xml.etree.ElementTree as ET

import aiohttp

from aiolimiter import AsyncLimiter

import pandas as pd

import numpy as np

import sys

sys.path.insert(0, "..")

from src.kmeans import KMeans, Score

async def download\_xml(year: int, semaphore: asyncio.Semaphore) -> None:

"""

Realiza download assíncrono de xml para um único ano.

Argumentos:

year (int): Ano do arquivo xml.

semaphore (asyncio.Semaphore): Controlador de acesso concorrente.

"""

limiter = AsyncLimiter(1, 0.125)

USER\_AGENT = ""

headers = {"User-Agent": USER\_AGENT}

DATA\_DIR = os.path.join(os.getcwd(), "data")

if not os.path.exists(DATA\_DIR):

os.mkdir(DATA\_DIR)

url = f"https://www.al.sp.gov.br/repositorioDados/deputados/despesas\_gabinetes\_{str(year)}.xml"

async with aiohttp.ClientSession(headers=headers) as session:

await semaphore.acquire()

async with limiter:

async with session.get(url) as resp:

content = await resp.read()

semaphore.release()

file = f"despesas\_gabinetes\_{str(year)}.xml"

with open(os.path.join(DATA\_DIR, file), "wb") as f:

f.write(content)

async def fetch\_expenses(year\_start: int, year\_end: int) -> None:

"""

Realiza download assíncrono de xml para um período.

Argumentos:

year\_start (int): Início do período.

year\_end (int): Fim do período.

"""

tasks = set()

semaphore = asyncio.Semaphore(value=10)

for i in range(int(year\_start), int(year\_end) + 1):

task = asyncio.create\_task(download\_xml(i, semaphore))

tasks.add(task)

await asyncio.wait(tasks, return\_when=asyncio.ALL\_COMPLETED)

def parse\_data(list\_files: List[str]) -> List[Dict[str, Union[str, None]]]:

"""

Interpreta dados dos arquivos xml e extrai informações relevantes.

Argumentos:

list\_files (list): Lista dos caminhos para os arquivos xml.

Retorna:

data (list): Lista de dicionários de despesas.

"""

data = list()

for file in list\_files:

tree = ET.parse(file)

xroot = tree.getroot()

for child in xroot.iter("despesa"):

cols = [elem.tag for elem in child]

values = [elem.text for elem in child]

data.append(dict(zip(cols, values)))

return data

# executa `fetch\_expenses` no período de 2013 a 2022

asyncio.run(fetch\_expenses(2013, 2022))

# observa se há o diretório `data`

if os.path.exists(os.path.join(os.getcwd(), "data")):

# acessa diretório

os.chdir("data")

# lista arquivos xml

files = glob.glob("\*.xml")

# interpreta os arquivos

load = parse\_data(files)

# armazena os dados na variável `despesas`

despesas = pd.DataFrame.from\_dict(load, dtype={"Matricula": str, "CNPJ": str})

# leitura dos data de IPCA

ipca = pd.read\_csv("../data/ipca.csv")

# conversão da variável Data para datetime

ipca["Data"] = pd.to\_datetime(ipca["Data"])

# parseamento da data

despesas["Data"] = pd.to\_datetime(

despesas["Ano"].astype(str) + (despesas["Mes"].astype(str)).str.zfill(2) + "01"

)

# filtro da categoria de despesa

despesas = despesas[

despesas["Tipo"] == "I - HOSPEDAGEM, ALIMENTAÇÃO E DESPESAS DE LOCOMOÇÃO"

]

# manutenção das colunas estritamente necessárias

despesas = despesas[["Data", "CNPJ", "Valor"]]

# filtro a partir de 2018

despesas = despesas[despesas["Data"].dt.year > 2017]

# junção das duas bases

data = pd.merge(left=despesas, right=ipca, on="Data", how="inner")

# ajuste para o valor de dezembro de 2022

data["Valor\_ref"] = ipca[ipca["Data"] == "2022-12-01"]["Valor"].values[0]

# cálculo da deflação

data["Valor\_corrigido"] = round(

(data["Valor\_ref"] / data["Valor\_y"]) \* data["Valor\_x"], 2

)

# remoção de variáveis desnecessárias

data = data[["CNPJ", "Valor\_corrigido"]]

# remoção de linhas com CNPJ nulos

data = data[data["CNPJ"].notnull()]

# filtro para CNPJs com apenas >= 20 entradas

data = data.groupby("CNPJ").filter(lambda x: len(x) >= 20)

# criação de listas para comportar os valores do método de silhueta e

# índice de Davies-Bouldin

sils, dbs = list(), list()

# inicialização do algoritmo de K-Means

kmeans = KMeans()

# organização dos dados

selecao\_dados = sorted(zip(data["CNPJ"], data["Valor\_corrigido"]), key=lambda x: x[0])

# lista vazia para resultados finais

resultados\_lista = []

# iteração por CNPJ e coleção de despesas

for cnpj, grupo in groupby(selecao\_dados, key=lambda x: x[0]):

# lista vazia de centroides

centroids\_list = []

# conversão para array

values = np.array([item[1] for item in grupo])

# obtenção do k ideal

kmeans.k = kmeans.get\_optimal\_k(values.reshape(-1, 1))

# ajuste de dados ao algoritmo

kmeans.fit(values.reshape(-1, 1))

# detecção de anomalias

anomalies\_kmeans = kmeans.detect(values.reshape(-1, 1))

# cálculo do método de silhueta

silhouette\_score = Score.silhouette(

values.reshape(-1, 1), kmeans.get\_labels(values.reshape(-1, 1))

)

# cálculo do índice de Davies-Bouldin

db\_score = Score.daviesbouldin(

values.reshape(-1, 1), kmeans.get\_labels(values.reshape(-1, 1))

)

# obtenção de labels

labels = kmeans.get\_labels(values.reshape(-1, 1))

# iteração sobre labels e valores

for value, label in zip(values, labels):

# adição de label no dicionário

centroids\_list.append({"centroid": kmeans.centroids[label][0]})

# contador zerado

centroid\_idx = 0

# iteração sobre despesas

for value in values:

# atribuição de 1 para anomalia, 0 para não anomalia

is\_anomaly = 1 if value in anomalies\_kmeans else 0

# adição de dicionário na lista final

resultados\_lista.append(

{

"CNPJ": cnpj,

"Valor": value,

"Anomalia": is\_anomaly,

"Centroide": centroids\_list[centroid\_idx]["centroid"],

"Clusters": kmeans.k,

"Silhueta": silhouette\_score,

"Davies\_Bouldin": db\_score,

}

)

# incremento do contador

centroid\_idx += 1

# conversão dos resultados em dataframe

resultados = pd.DataFrame(resultados\_lista)

# salvamento como csv

resultados.to\_csv("../prd/resultado.csv", index=False, encoding="utf-8")