



## ANÁLISE DA CLASSIFICAÇÃO DOS MUNICÍPIOS DA BAHIA OBTIDO COM BASE NO IDHM E A COMPORAÇÃO COM A DISTRIBUIÇÃO DO FPM<sup>1</sup>

Camila da Silva Oliveira  
falecom@camilaoliveira.net  
UCSAL, Universidade Católica  
Salvador, Bahia, Brasil, 2020

### RESUMO

O objetivo deste trabalho é realizar um estudo dos agrupamentos de municípios com características similares, criados através da adoção de técnicas de aprendizado de máquina, tendo como variável principal o Índice de Desenvolvimento Humano. Com base nos grupos formados, será efetuado a comparação dos agrupamentos com a distribuição do recurso do Fundo de Participação Municipal para avaliar a existência de melhorias no critério de distribuição do recurso.

**Palavras-Chave:** Aprendizado de Máquina. Agrupamento. Cluster. Mineração de Dados. IDH. FPM.

### ABSTRACT

The aim of this paper is to conduct a study of clusters of municipalities with similar characteristics, created through the adoption of machine learning techniques, having as its main variable the Human Development Index. Based on the groups formed, the groupings will be compared with the distribution of the Municipal Participation Fund resource to assess the existence of improvements in the resource distribution criterion.

**Keywords:** Machine Learning. Clustering. Data Mining. Business Intelligence. HDI. FPM.

---

<sup>1</sup> Trabalho de Conclusão de Curso MBA em Tecnologias e Aplicações de Business Intelligence 2019, apresentado na Universidade Católica – UCSAL em 2019.2. Orientado pelo Prof. Grimaldo Lopes de Oliveira – Mestre - grimaldo\_lopes@hotmail.com.

## 1. Introdução

O bem-estar e qualidade de vida da população é influenciada pela administração pública municipal, sua atuação pode causar reflexos positivos ou negativos em situações como desigualdade social, desemprego e expectativa de vida. Para efetuar uma gestão para atender as principais necessidades da população, os prefeitos dependem dos recursos obtidos através dos impostos e transferências de verbas estaduais e federais. No caso dos recursos federais, um dos mais significativos é o Fundo de Participação Municipal (FPM).

O FPM é oriundo da arrecadação do Imposto de Renda (IR) e Imposto dos Produtos Industrializados (IPI), onde 22,5% é destinado para transferência aos municípios, conforme a lei 1.881 de 27 de agosto de 1981. A distribuição do recurso é realizada seguindo dois principais fatores: população e renda per capita. A divisão de acordo com estes indicadores, pode não garantir a destinação da verba para o município com maior necessidade, pois fatores como educação e saúde não são considerados na análise, sendo a distribuição focada na proporção populacional e no fator econômico.

Um contraponto a uma análise focada apenas na dimensão econômica seria o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH). Criado por Mahbub ul Haq com a colaboração do economista indiano Amartya Sen, ganhador do Prêmio Nobel de Economia de 1998, o IDH é amplamente utilizado para mensurar o desenvolvimento de uma população. Segundo o Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD, 2008), “o indicador é uma medida resumida de três indicadores básicos do desenvolvimento humano: renda, educação e saúde, oferecendo um contraponto ao Produto Interno Bruto (PIB) per capita”.

No Brasil foi elaborado um indicador inspirado no IDH, o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM), conforme definido no Atlas do Desenvolvimento Humano (2013, pg. 26): “O IDHM brasileiro segue as mesmas três dimensões do IDH global – saúde, educação e renda, mas vai além: adequa a metodologia global ao contexto brasileiro e à disponibilidade de indicadores nacionais”.

O objetivo deste estudo é classificar os municípios do estado da Bahia considerando os indicadores mais relevante para análise da qualidade de vida da população, tendo como base o resultado do IDHM. O agrupamento dos municípios com características comum possibilitará uma análise comparativa do repasse do FPM entre os municípios da mesma classe, sendo possível avaliar se existe discrepância na distribuição dos recursos para as cidades menos

desenvolvidas e verificar se é necessário ou viável o uso do IDHM como critério adicional ao método para o repasse do recurso entre os municípios.

## **2. Análise da Situação dos Municípios quanto ao repasse do FPM e o IDHM.**

### **2.1. Fundo de Participação Municipal**

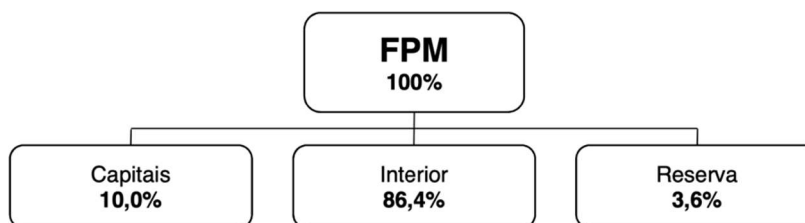
O Fundo de Participação Municipal foi instituído na Emenda Constitucional de 1965, sendo formado por um percentual recolhido pela União do Imposto sobre Renda e proventos de qualquer natureza (IR) e sobre o Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI). Ao longo dos anos, o percentual destinado ao FPM foi modificado, sendo em sua versão inicial 10% do total da arrecadação do IR e IPI. Na Emenda Constitucional nº 84 de 2 de dezembro de 2014, o percentual foi atualizando, ficando em vigor o valor de 24,5%, sendo transferido a cada dia 10, 20 e 30 de cada mês.

Segundo a Confederação Nacional dos Municípios – CNM (2016, pg. 28), “cada município recebe um valor definido de FPM de acordo com as regras estabelecidas no Decreto-Lei 1.881/1981. Esse ato normativo determina pelo número de habitantes as faixas populacionais, cabendo a cada uma destas faixas um coeficiente individual”. O critério para distribuição do FPM é definido pela Secretária do Tesouro Nacional:

“Os percentuais individuais de participação dos Municípios são calculados anualmente pelo TCU e por ele publicados em Decisão Normativa no Diário Oficial da União até o último dia útil de cada exercício (CTN, art. 92). O cálculo é feito com base em informações prestadas ao TCU até o dia 31 de outubro de cada ano pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, informações estas compostas da população de cada Município e da renda per capita de cada Estado. Como visto anteriormente, os Municípios brasileiros são distribuídos em três classes.” (SECRETÁRIA DO TESOURO NACIONAL, 2018, pg.7)

A classificação dos municípios brasileiros é composta de três grupos. O primeiro grupo é formado pela capital do estado, o segundo, chamado de Interior é composto pelos municípios com menos de 142.633 habitantes. Um terceiro foi criado que entra no cálculo das duas classes, recebendo de forma cumulativa, denominado de reserva, são as cidades com 142.633 habitantes ou mais e que não são capitais de estado e o terceiro. Do valor total do FPM: 10% é destinado para a classe capitais, 86,4% para Interior e 3,6% para a reserva.

Figura 1 – Classificação dos Municípios brasileiros para efeito do FPM.



Fonte: Secretária do Tesouro Nacional.

O cálculo do coeficiente de distribuição do FPM varia de acordo com a classe, mas partindo de dois fatores – população e renda per capita, conforme descrito anteriormente. As classes Capitais e Reserva define o valor da população conforme tabela I e o fator da renda per capita conforme tabela II.

Tabela I – FPM Capital e Reserva – Fator População

Pop. do Município/pop. de referência	Fator
Até 2%	2,0
Acima de 2% até 2,5%	2,5
Acima de 2,5% até 3,0%	3,0
Acima de 3,0% até 3,5%	3,5
Acima de 3,5% até 4,0%	4,0
Acima de 4,0% até 4,5%	4,5
Acima de 4,5%	5,0

Fonte: Cartilha FPM – Secretária do Tesouro Nacional

Tabela II – FPM Capital e Reserva – Fator de Renda per capita

Pop. do Município/pop. de referência	Fator
Até 2%	2,0
Acima de 2% até 2,5%	2,5
Acima de 2,5% até 3,0%	3,0
Acima de 3,0% até 3,5%	3,5
Acima de 3,5% até 4,0%	4,0
Acima de 4,0% até 4,5%	4,5
Acima de 4,5%	5,0

Fonte: Cartilha FPM – Secretária do Tesouro Nacional

Para a classe Interior são considerados dois fatores, o primeiro é o percentual de distribuição por estado, conforme anexo II da Resolução do Tribunal de Contas da União – TCU, nº 242, de 1990. Sendo atualizada anualmente com base em dados oficiais disponibilizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE. Para o ano de 2019 foi aprovada a Lei complementar nº165, de 2019, que congela o percentual de distribuição dos municípios que tiveram redução populacional.

Quadro I – FPM Interior – Coeficiente de Participação dos Estados no total a distribuir

Estado	Participação %	Estado	Participação %
Acre	0,39	Paraíba	3,04
Alagoas	1,86	Pernambuco	4,34
Amapá	0,26	Piauí	2,75
Amazonas	1,42	Paraná	6,54
Bahia	8,40	Rio de Janeiro	3,08
Distrito Federal	0,00	Rio Grande do Norte	2,30
Ceará	4,19	Rondônia	0,98
Espírito Santo	1,74	Roraima	0,20
Goiás	3,85	Rio Grande do Sul	7,55
Maranhão	4,36	Santa Catarina	4,71
Mato Grosso	2,24	Sergipe	1,30
Mato Grosso do Sul	1,42	São Paulo	14,21
Minas Gerais	13,35	Tocantins	1,58
Pará	3,93	<b>TOTAL</b>	<b>100</b>

Fonte: Boletim Legislativo do Núcleo de Estudos e Pesquisas da Consultoria Legislativa – n.º 74, Jan/19

O segundo fator considerado é o coeficiente por faixa de habitantes, definido de acordo com o decreto lei nº 1881, de 27 de agosto de 1981, conforme tabela IV.

Tabela III – FPM Interior – Coeficiente por Faixa de Habitante

Faixa de habitantes	Coeficiente	Faixa de habitantes	Coeficiente
Até 10.188	0,6	De 61.129 a 71.316	2,4
De 10.189 a 13.584	0,8	De 71.317 a 81.504	2,6
De 13.585 a 16.980	1,0	De 81.505 a 91.692	2,8
De 16.981 a 23.772	1,2	De 91.693 a 101.880	3,0
De 23.773 a 30.564	1,4	De 101.881 a 115.464	3,2
De 30.565 a 37.356	1,6	De 115.465 a 129.048	3,4
De 37.357 a 44.148	1,8	De 129.049 a 142.632	3,6
De 44.149 a 50.940	2,0	De 142.633 a 156.216	3,8
De 50.941 a 61.128	2,2	Acima de 156.216	4,0

Fonte: Cartilha FPM – Secretária do Tesouro Nacional

Com base nos coeficientes obtidos descritos anteriormente, verifica o valor a ser distribuído por classe e aplicasse as fórmulas matemáticas – figuras 2 e 3, para chegar o valor final do FPM por município.

Figura II – Fórmula de cálculo do FPM-Capital

$$V_e = 0,1 \times FPM \times \frac{CP_e \times CIRP_e}{\sum_e (CP_e \times CIRP_e)}$$

Onde:

$V_e$  = valor a ser recebido pela capital do estado  $e$ ;

FPM = valor total a ser distribuído pelo FPM;

$CP_e$  = coeficiente relativo da população da capital do estado  $e$  em relação ao total de população de todas as capitais;

$CIRP_e$  = coeficiente relativo ao inverso da renda *per capita* do estado  $e$ ;

$\sum_e (CP_e \times CIRP_e)$  = somatório dos coeficientes de todas as capitais.

Fonte: Núcleo de Estudos e Pesquisas da Consultoria Legislativa

Figura III – Fórmula de cálculo do FPM-Interior

$$V_{ie} = 0,864 \times FPM \times \theta_e \times \frac{CP_{ie}}{\sum_e CP_{ie}}$$

Onde:

$V_{ie}$  = valor a ser recebido pelo município  $i$  situado no estado  $e$ ;

FPM = valor total a ser distribuído pelo FPM;

$\theta_e$  = participação do estado  $e$  no FPM-Interior;

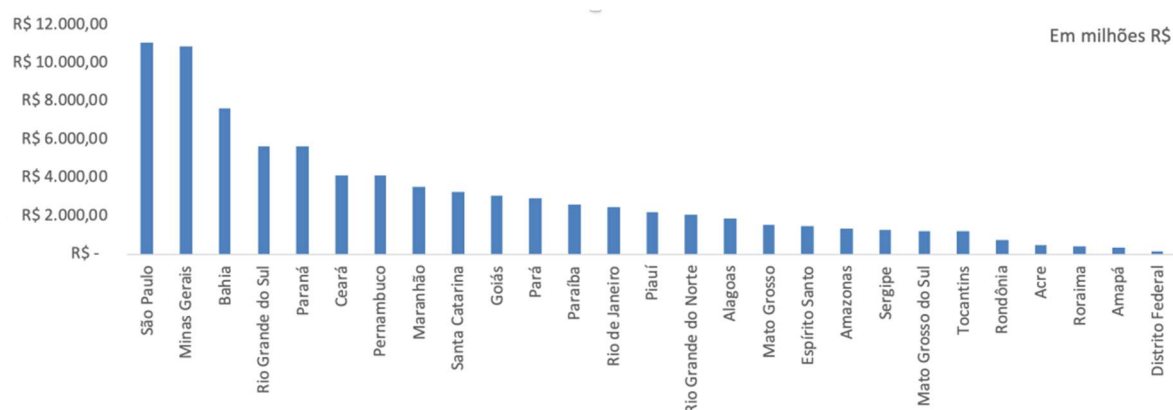
$CP_{ie}$  = coeficiente relativo à população do município  $i$  situado no estado  $e$ ;

$\sum_e CP_{ie}$  = somatório de todos os coeficientes dos municípios do estado  $e$ .

Fonte: Núcleo de Estudos e Pesquisas da Consultoria Legislativa

Com base no critério de repasse do FPM, o estado da Bahia é o terceiro maior receptor do fundo, conforme demonstrado no gráfico I. Observa-se que apesar da população não ser maior, a renda per capita do estado é maior, elevando a posicionamento do estado em relação aos demais.

Gráfico I – Repasse do FPM por Estado



Fonte: Portal da transparência – Dados de 2018

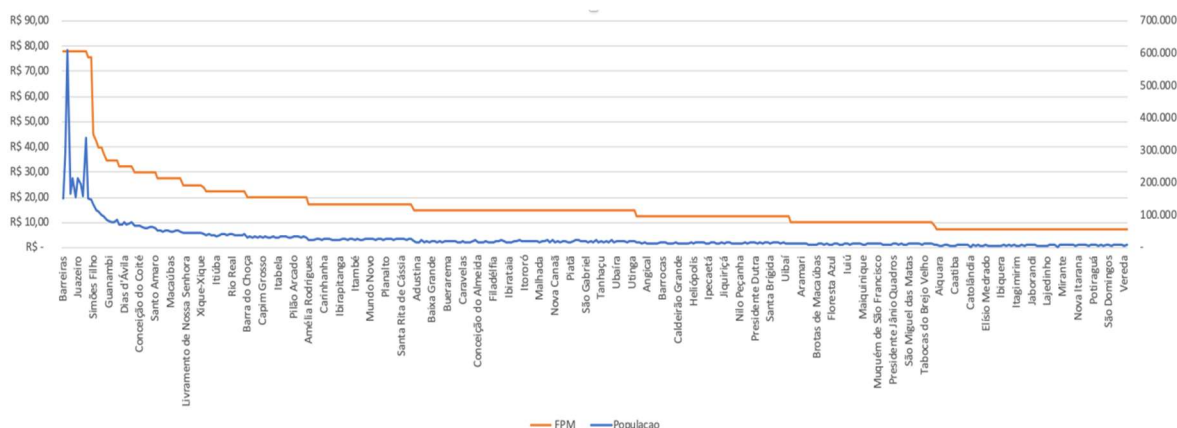
Gráfico II – Renda per capita e população por estado



Fonte: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Dados de 2018

Todos os critérios de repasse do FPM é definido por coeficientes, como consequência, os valores distribuídos ficaram agrupados em 22 grupos de valores, como pode ser observado no gráfico 2. Também pode-se observar que o fator renda não interfere na distribuição dos fundos para os municípios da classe interior, conforme metodologia.

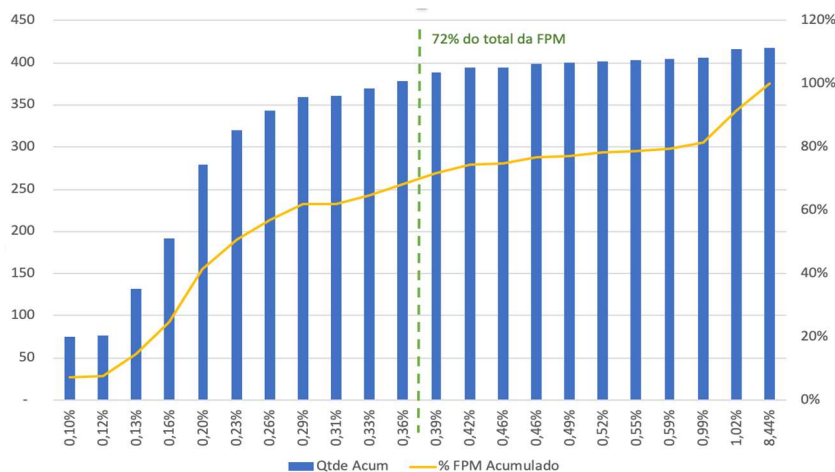
Gráfico III – FPM (em milhões R\$) x População – Interior do estado da BA



Fonte: IBGE e Portal da Transparência. Dados 2018.

Os grupos formados pelos valores distribuídos variam de 0,1% a 1,02% do total do repasse do FPM destinado ao estado, excetuando a participação da capital que recebe 8,44%. Avaliando a frequência acumulada do repasse, verifica-se que 72% do total do FPM é distribuído entre 388 municípios.

Gráfico IV – Frequência Acumulada total de repasse FPM e quantidade de municípios por faixa de distribuição do FPM



Fonte: IBGE e Portal da Transparência. Dados 2018.

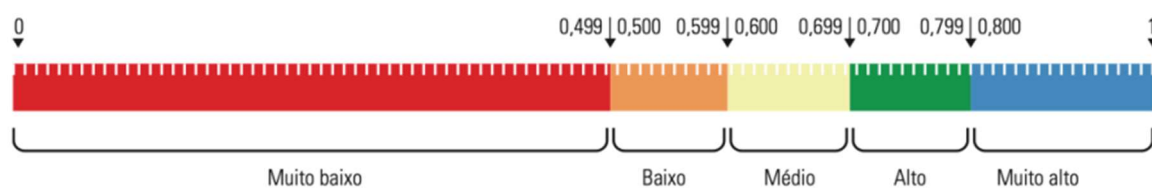
Pode-se observar que a metodologia de cálculo do Fundo de Participação Municipal foca, principalmente, no tamanho da população e considera a renda per capita para as classes Capital e Reserva. Não considerando fatores sociais e as particularidades de cada município. A inclusão de indicador que incluía outras variáveis tornaria a distribuição mais eficiente e focada nas cidades que mais necessitam.

## **2.2. Índice de Desenvolvimento Humano Municipal**

O IDH foi proposto em 1990 e ao longo dos anos se tornou uma referência mundial para avaliar e comparar a qualidade de vida da população. O Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento – PNUD, pontua que o IDH pretende ser uma medida geral, resumida, do índice desenvolvimento humano, que possibilita identificar deficiência nos setores educação e saúde. Conforme o no Atlas do Desenvolvimento Humano, (2013, pg. 24), “o IDH reúne três dos requisitos mais importantes para a expansão das liberdades das pessoas: a oportunidade de se levar uma vida longa e saudável – saúde –, ter acesso ao conhecimento – educação – e poder desfrutar de um padrão de vida digno – renda”.

Similar ao IDH, o IDHM trabalha com as mesmas dimensões do IDH, mas a metodologia foi adaptada a disponibilidade dos indicadores nacionais. O indicador foi desenvolvido pelas instituições PNUD Brasil, IPEA e a Fundação João Pinheiro (FJP), contemplando três componentes: IDHM Longevidade, aferindo a expectativa de vida, IDHM Educação, composto pela escolaridade da população adulta e o fluxo escolar da população jovem, e o IDHM Renda, calculando a renda per capita. O índice é o resultado da média geométrica dos indicadores referente a cada dimensão, expresso de 0 a 1, quanto mais próximo de 1, maior o desenvolvimento humano do município.

Figura IV – Faixas de Desenvolvimento Humano

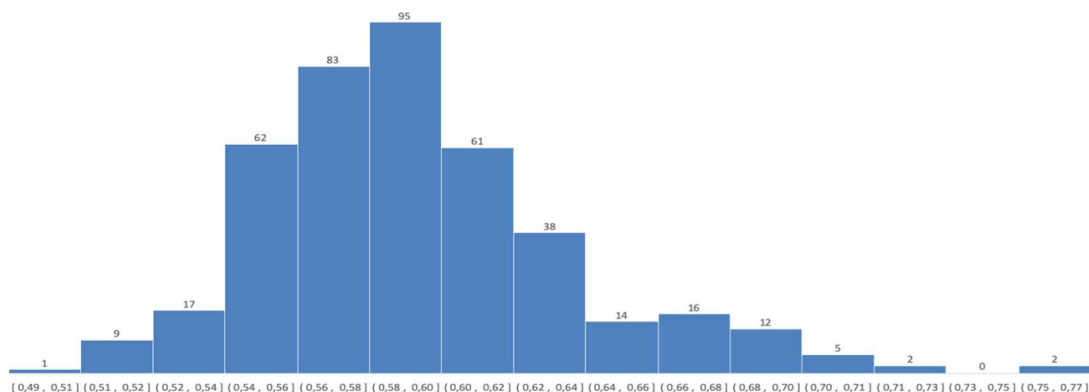


Fonte: Atlas de Desenvolvimento Humano

Avaliando o índice do IDHM dos municípios da Bahia do último censo do IBGE de 2010, observa-se que a maioria se concentra entre 0,54 e 0,64, ficando nas faixas de baixo e médio desenvolvimento humano, conforme demonstrado no gráfico V. Indicando a necessidade de uma melhorar a gestão municipal e investimento em programa direcionadas para as áreas mais afetadas.



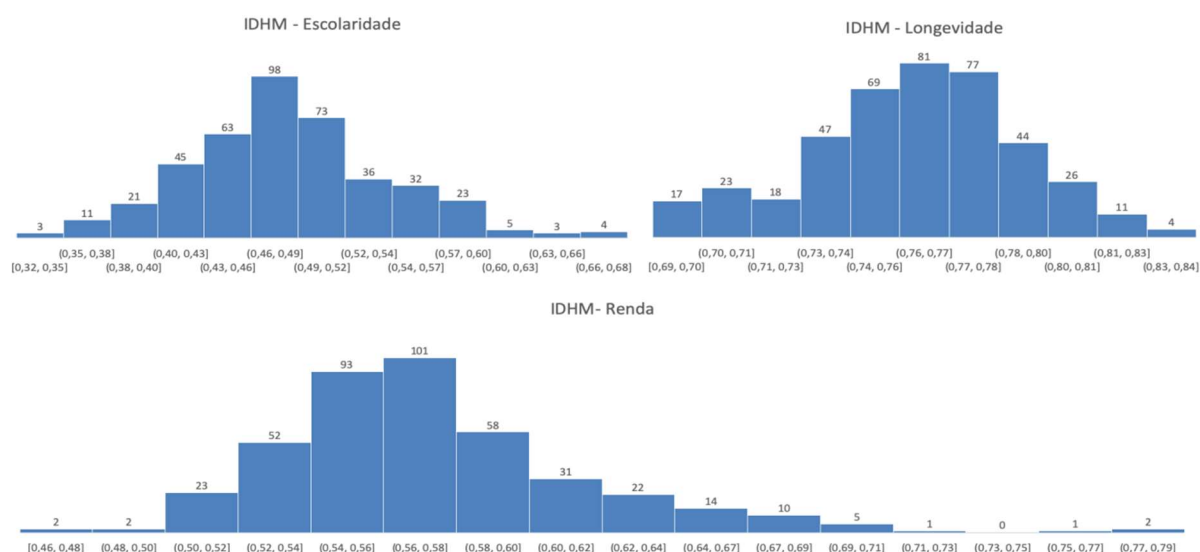
Gráfico V – Histograma do IDHM 2010



Fonte: Atlas de Desenvolvimento Humano

Efetuada a análise de cada indicador que compõe o IDHM, o índice referente a escolaridade possui a maior concentração de municípios na faixa entre 0,4 e 0,52, demonstrando uma carência de investimento no setor, o IDHM – Renda, sinaliza um resultado melhor em comparação a IDHM – Escolaridade, mais ainda assim baixo, os municípios ficando concentrado entre a faixa de 0,52 e 0,6. Aplicando a faixa de desenvolvimento humano, observa-se que a escolaridade e renda ficam na faixa do resultado “muito baixo” e “baixo”. O IDHM de Longevidade apresenta o melhor resultado, demonstrando que a expectativa de vida é elevada na maioria dos municípios baianos, sendo classificado na faixa “alto” e “muito alto”.

Gráfico VI – Histograma dos Indicadores IDHM

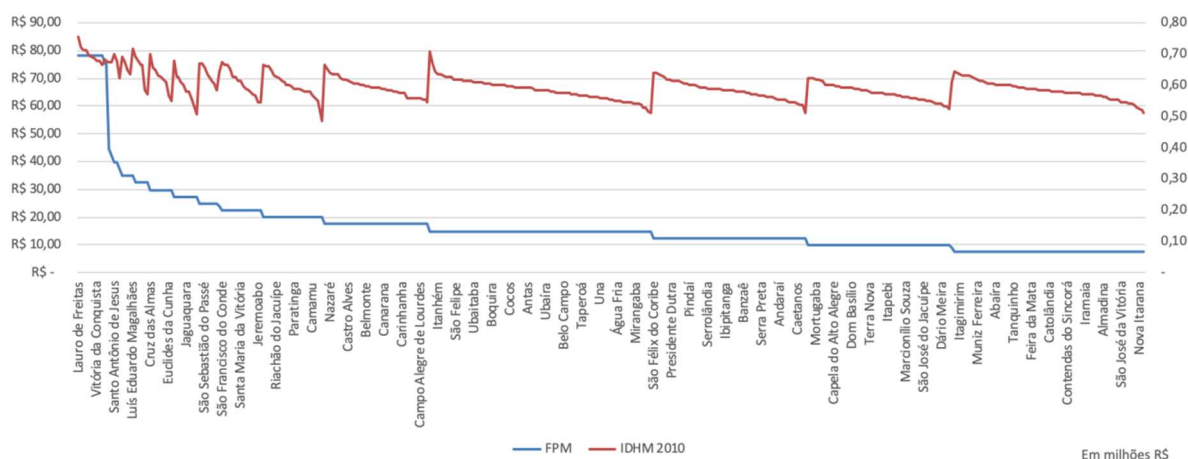


Fonte: Atlas de Desenvolvimento Humano

No gráfico comparativo do FPM e o do IDHM (gráfico VII) é possível observar que municípios que recebem o mesmo valor do fundo, indicando características similares de

acordo com o critério de distribuição, possui resultado no Índice de Desenvolvimento Humano variado, como exemplo o município de Itapicuru com IDHM de 0,486 (muito baixo) e Conceição do Jacuípe com 0,663 (médio).

Gráfico VII – FPM (em milhões R\$) x IDHM 2010



Fonte: Atlas de Desenvolvimento Humano e Portal da Transferência

A proposta de avaliar os critérios de rateio da distribuição do fundo tem como objetivo verificar a necessidade de ajuste do critério para assegurar que municípios com maior necessidade de investimentos em áreas como saúde, educação e renda consiga receber recursos para investir e melhorar a qualidade de vida dos habitantes.

Para avaliação da metodologia, será elaborado um modelo estatístico obtido através do processo de aprendizado de máquina, utilizando como alvo a variável IDHM, onde será feita a classificação dos municípios agrupando aqueles com características similares. Os agrupamentos formados serão analisados e posteriormente avaliado comparativamente com o critério atual de rateio do FPM, desta forma, será possível identificar necessidade da adoção de um novo parâmetro com base no estudo estatístico desenvolvido.

### 3. Classificação dos Municípios

#### 3.1. Base de Dados

Para a classificação do município será a adotado aprendizado de máquina, conceituada por Fernando Amaral (2016, p.81) como “a aplicação de técnicas computacionais na tentativa de encontrar padrões”. Para atingir este objetivo, será utilizada a técnica de agrupamento, que

(2016, p.108) “buscam reunir instâncias com características comuns em grupos, que, posteriormente pode ser classificado”.

O estudo dos agrupamentos terá como base os dados do Censo realizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, no ano de 2010. Para o estudo foram selecionados variáveis de 6 temas: população, renda, trabalho, educação, saúde e IDHM, abrangendo as principais características dos municípios baianos, possibilitando identificar a situação da região de acordo com cada tema. Os indicadores e a respectiva descrição foram detalhados no quadro II.

Para garantir a qualidade da informação para composição dos agrupamentos, alguns atributos foram ajustados, optando por focar em campo percentuais, possibilitando a avaliação dos indicadores com base em resultados proporcionais, permanecendo os indicadores mais relevante para o estudo.

Quadro II – Relação de variáveis para análise do agrupamento

Tema	Atributo	Descrição das Variáveis
População	População residente	Total de pessoas residentes no município
População	Perc População Rural	Percentual da população rural
População	Unidade Domestica	É o domicílio particular ou a unidade de habitação em domicílio coletivo
Renda	Rendimento mensal total domiciliar per capita nominal	Resultado do calculo da razão entre o total dos rendimentos domiciliares (em termos nominais) e o total dos moradores
Renda	Perc Economicamente Ativa com Rendimento	População empregada ou que possui condições de trabalhar e que realiza algum esforço mínimo para isto e possui rendimentos.
Renda	Índice Gini	Calculado para a distribuição do rendimento nominal mensal das pessoas com 10 anos de idade ou mais, com rendimento, e do rendimento nominal mensal dos domicílios particulares permanentes, com rendimento domiciliar. É a medida do grau de concentração de uma distribuição, cujo valor varia de zero (0), a perfeita igualdade, até 1, a desigualdade máxima.
Trabalho	Perc de Pessoas com mais de 10 anos com rendimentos	Razão do total de pessoas com mais de 10 anos e com rendimento e o total de pessoas com mais de 10 anos.
Trabalho	Perc de pessoas de 10 anos ou mais de idade, ocupadas na semana de referência	Razão do total de pessoas que, na semana de referência, trabalharam pelo menos uma hora completa em trabalho remunerado com mais de 10 anos ou mais de idade, e o total de pessoas com mais de 10 anos.
Educação	Perc Alfabetizacao	Razão do total de pessoas incapazes de ler e escrever um bilhete simples no idioma que conhecesse e o total da população.
Educação	Perc Pessoas acima 25 anos com pelo menos fundamento completo	Razão entre o total de pessoas com pelo menos fundamental completo e o total da população com 25 anos ou mais.
Saúde	Perc Saneamento Adequado	Número de residencias que possui acesso a rede de abastecimento geral de água e esgotamento sanitário por rede geral ou fossa septica.
IDHM	IDHM 2010	Índice de Desenvolvimento Humano por Município composto pelos indicadores IDHM Renda, IDHM Longevidade e IDHM Educação
IDHM	IDHM Renda 2010	Indicador composto pela renda per capita dos municípios
IDHM	IDHM Longevidade 2010	Indicador composto pela expectativa de vida
IDHM	IDHM Educação 2010	Indicador composto com base no resultado referente a educação

Fonte: Próprio autor

### **3.2. Definição da Técnica**

Uma vez definida as variáveis significativas, a próxima etapa é a definição da técnica que será utilizada para formação dos grupos. Conforme descrito por John W. Foreman (2016,

pg. 29), “a análise de grupo é a prática de agrupar vários objetos e separá-los em grupos de objetos similares”. É uma forma de mineração exploratória dos dados que auxilia a separar relações em grandes conjuntos de informações, como a base dos dados do Censo proposta neste estudo.

Optou-se por avaliar duas possíveis técnicas: agrupamento e classificação. A técnica de classificação, segundo Côrtes et al (2002), consiste em examinar uma certa característica nos dados e atribuir uma classe previamente definida, já agrupamento segmenta um conjunto de dados em subgrupos. A diferença entre as duas técnicas é que no agrupamento não existem classes predefinidas para classificar os registros em estudo.

Avaliou-se também o tipo de aprendizado de máquina, que pode ser supervisionado, sem supervisão ou semisupervisionado. Conforme descrito por Joel Grus (2016, p. 142), nos modelos supervisionados “existe um conjunto de dados etiquetados com a resposta correta para aprendizado”, nos sem supervisão as etiquetas com resposta não existem e nos semisupervisionados apenas alguns dados são etiquetados.

Existem vários tipos de técnicas de agrupamentos não supervisionado, para este estudo foi testada a técnica K-means, “criada na década de 1950 e desde então tornou-se uma técnica confiável para exploração de conhecimento em base de dados em indústrias e no governo”, pontuado por John W. Foreman (2016, pg. 30).

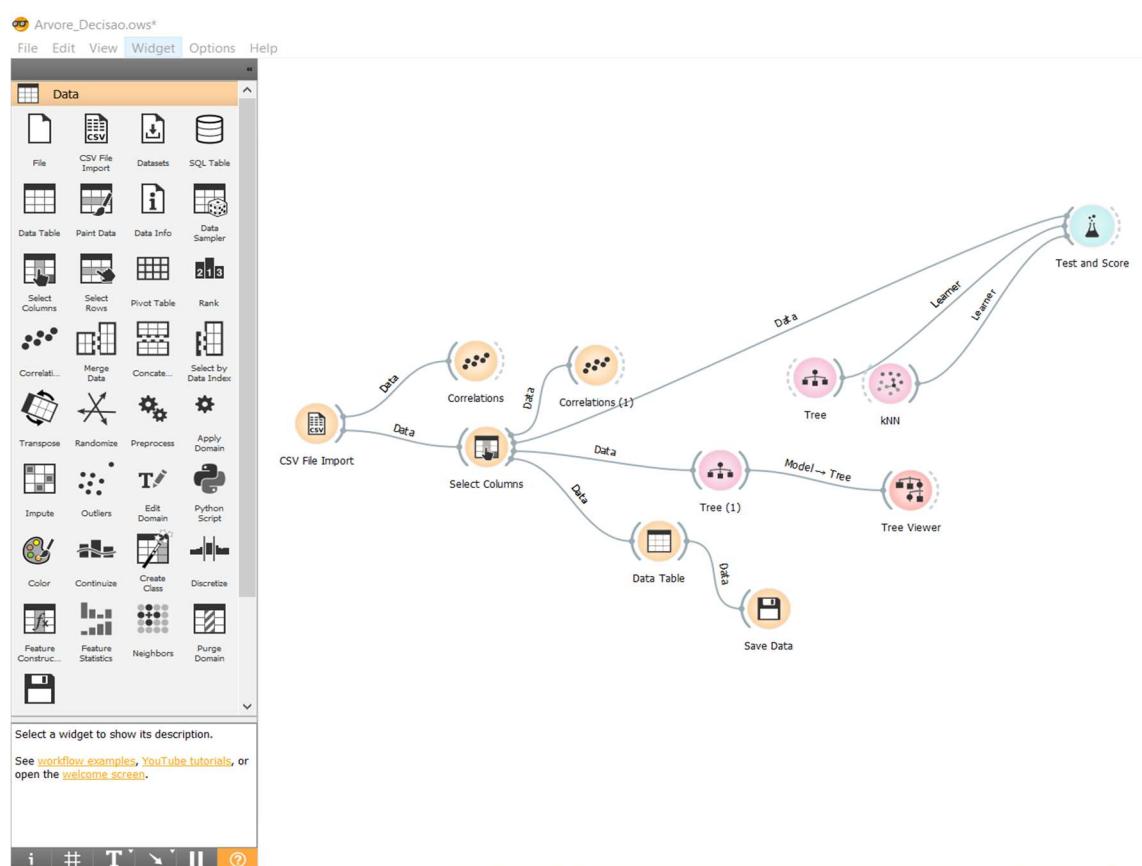
“K-Means é uma técnica que usa o algoritmo de agrupamento de dados por K-médias (K-means clustering). O objetivo deste algoritmo é encontrar a melhor divisão de P dados em K grupos  $C_i$ ,  $i = 1, \dots, K$ , de maneira que a distância total entre os dados de um grupo e o seu respectivo centro, somada por todos os grupos, seja minimizada.” (PIMENTEL; FRANÇA; OMAR, 2003, pg. 3)

Também foram avaliadas as técnicas supervisionadas de classificação: *k-Nearest Neighbor* (kNN), traduzida como k-vizinhos mais próximos, e a técnica árvore de decisão, em ambas se adotou como variável alvo o IDHM. O kNN é um modelo conhecido pela simplicidade, conforme descrito por Lucas Marques (2015) “é uma técnica amplamente empregada para reconhecer padrões. O centro de seu funcionamento está em descobrir o vizinho mais próximo de uma dada instância”. A árvore de decisão, de acordo com Joel Grus (2016, p.201), “usa uma estrutura de árvore para representar um número de possíveis caminhos de decisão e um resultado para cada caminho”. O resultado do nível mais baixo da

árvore e os dados do seu ramo representa a classificação dos dados, no estudo, representará o grupo de municípios.

Para realização da análise foi utilizada o software de mineração de dados Orange3. Desenvolvido em 1996 na Eslovênia, inicialmente em C++ e posteriormente em Python, é um aplicativo de código aberto de mineração de dados, aprendizado de máquina e visualização. O Orange possui uma interface amigável, recomendados para usuários iniciantes e experientes. O aplicativo disponibiliza várias funcionalidades, os usuários podem arrastar os comandos e organizá-los de forma ordenada em um workflow, os dados são processados por etapas.

Figura V – Tela do aplicativo Orange3



Fonte: Próprio autor

No Orange3, além da aplicação do modelo, foi efetuada a análise de correlação da base de dados, avaliado o resultado das três metodologias selecionadas e comparada a performance. Optou-se por utilizar o modelo com melhor resultado para desenvolver o grupo de municípios para distribuição do FPM.

### 3.2.1. Seleção das Variáveis para Composição do Modelo

Antes da aplicação do modelo, realizou-se uma análise da correlação das variáveis através da aplicação do coeficiente de correlação de Pearson, que mede o grau de relação linear entre duas variáveis, conforme pontuado por Roberto Nasser (2009). Com base no resultado apresentado, excluiu-se os campos com coeficiente acima de 0.5, evitando a redundância dos dados, pois duas variáveis com correlação muito forte indicam um comportamento similar, podendo influenciar o resultado do modelo.

Figura VI – Correlação de Pearson

1	+0.363	Gini	IDHM Renda 2010
2	+0.319	IDHM Renda 2010	Perc Economicamente Ativa com Rendimento
3	+0.291	IDHM Renda 2010	Perc Saneamento Adequado
4	-0.255	Gini	Perc Pessoas de 10 anos ou mais de idade, ocupadas na semana de referência
5	+0.113	Perc Pessoas de 10 anos ou mais de idade, ocupadas na semana de referência	Perc Saneamento Adequado
6	+0.073	Perc Economicamente Ativa com Rendimento	Perc Saneamento Adequado
7	-0.058	Gini	Perc Economicamente Ativa com Rendimento
8	+0.029	Perc Economicamente Ativa com Rendimento	Perc Pessoas de 10 anos ou mais de idade, ocupadas na semana de referência
9	+0.027	IDHM Renda 2010	Perc Pessoas de 10 anos ou mais de idade, ocupadas na semana de referência
10	+0.025	Gini	Perc Saneamento Adequado

Fonte: Próprio autor

Como resultado, sete variáveis foram filtradas, ficando aquelas com menor número de correlação de Pearson. Foram selecionadas as variáveis: percentual de residências saneamento adequado, IDHM Renda, Gini, percentual de pessoas economicamente ativa e percentual de pessoas ocupadas na semana de referência. Ficando o coeficiente de Pearson inferior ao número absoluto de 0.5 na relação entre as variáveis (figura VI), reduzindo a correlação entre elas, possibilitando um modelo com melhor desempenho. Com base nestes resultados, seguiu-se com a aplicação das técnicas de aprendizado de dados para definição daquela que melhor agrupa os municípios.

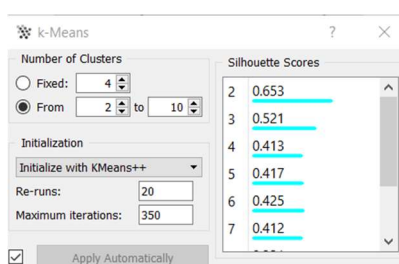
### 3.2.1. Aplicação técnica Não Supervisionado: Agrupamento K-means

Iniciou-se o estudo avaliando uma das técnicas não supervisionadas mais conhecida no mercado – K-means, o propósito de criar grupos onde os resultados das variáveis formem um ponto central, conforme definido por John Foreman (2016, p.31) “O objetivo do agrupamento k-means é pegar alguns pontos no espaço e colocá-los em grupos k. Esses grupos k são definidos por um ponto no centro ... Esse centro de grupo é a média” das variáveis. A

quantidade desses pontos centrais dos grupos que serão criados ajudará a encontrar as similaridades dos dados.

Para avaliação do grupo, efetuou-se a avaliação do Silhouette, indicador que avalia a medida de quão semelhante um objeto é ao próprio grupo em relação aos outros grupos. Quanto mais próximo a 1 indica que a instância de dados está próxima ao centro e quanto mais próximo de 0, mais próximo da borda. O resultado do score ficou mais significativo com uma menor quantidade de cluster, no entanto, para melhor performance e análise, o ideal seria trabalho com no mínimo três grupos. Efetuando a avaliação com quatro grupos, o resultado do score ficou com 0.417, indicando uma tendência maior de dispersão.

Figura VI – Correlação de Pearson



Fonte: Próprio autor

Ao avaliar os grupos formados em relação a variável IDHM, observou-se que não há uma distinção significativa. No melhor cenário obtido, os grupos criados não demonstraram uma classificação clara quando avaliado o IDHM. Isso acontece porque em um aprendizado não supervisionado não é definida a variável alvo, o computador analisa todas as variáveis e define os grupos de acordo com a distância, neste processo, algumas variáveis importantes não são consideradas.

Quadro III – Grupo Formados pelo K-means

Cluster	Qtde	Mín de IDHM	Máx. de IDHM	Mín. de População residente	Máx. de População residente
C1	115	48,6	67,4	16.995	44.390
C2	36	50,6	71,6	42.693	90.985
C3	250	51,1	70,8	2.612	22.000
C4	8	66,5	72,1	100.196	151.895

Fonte: Próprio autor

### **3.2.2. Avaliação das Técnica de Agrupamento Supervisionado**

A próxima etapa foi a análise das técnicas supervisionadas, de acordo com a explicação de Fernando Amaral (2016, p.87) “são tarefas supervisionadas aquelas em que existe uma classe, ou um atributo ao qual se quer descrever ou prever”. Utilizou-se com variável alvo o IDHM 2020. Avaliou-se as técnicas kNN e árvore de decisão.

Para avaliação do melhor modelo supervisionado a ser aplicado, utilizou-se a funcionalidade Test & Score do Orange3. O recurso utiliza como parâmetros de entrada a base de dados tratada, no caso a base após o tratamento de correlação, e algoritmos preditivos, no caso foram utilizados o kNN e árvore de decisão (Tree, em inglês). Como retorno, as funcionalidades comparam o resultado de quatro indicadores: MSE, RMSE, MAE e R2.

O indicador conhecido como Erro Quadrático Médio (EQM, em inglês MSE) indica a média dos quadrados dos erros, quanto maiores os erros, maior o MSE, na comparação entre os modelos kNN e Tree, o resultado do primeiro modelo ficou elevado com 22,93, enquanto o segundo ficou com 21,25, indicando o maior volume de erros para o modelo kNN.

Outra medida de avaliação dos modelos foi a raiz do erro médio quadrático, em inglês RMSE, segundo Wesley Santos et al (2014), “é uma medida da magnitude média dos erros estimados, tem valor sempre positivo e quanto mais próximo de zero, maior a qualidade dos valores medidos ou estimados”. Na comparação entre os modelos, a árvore de decisão apresentou um resultado relativamente melhor em comparação ao kNN, ficando respectivamente com 4,72 e 4,61. O erro médio absoluto, em inglês MAE, é similar ao RMSE, sendo que o primeiro dá um peso maior para desvios grandes, enquanto o MAE é um peso igual a todos os desvios. No caso avaliado, a árvore de decisão também apresenta o melhor resultado, ficando com 3,6 e o kNN com 3,8.

Por fim, avaliou-se o coeficiente de determinação, também conhecido como R2. Segundo Joel Grus (2016, p.175) “mede a fração da variação total na variável dependente que é capturada pelo modelo”, neste indicador, quanto maior o número, melhor o resultado do modelo. Neste indicador a árvore de decisão ficou com 0,38 e o kNN com 0,35.

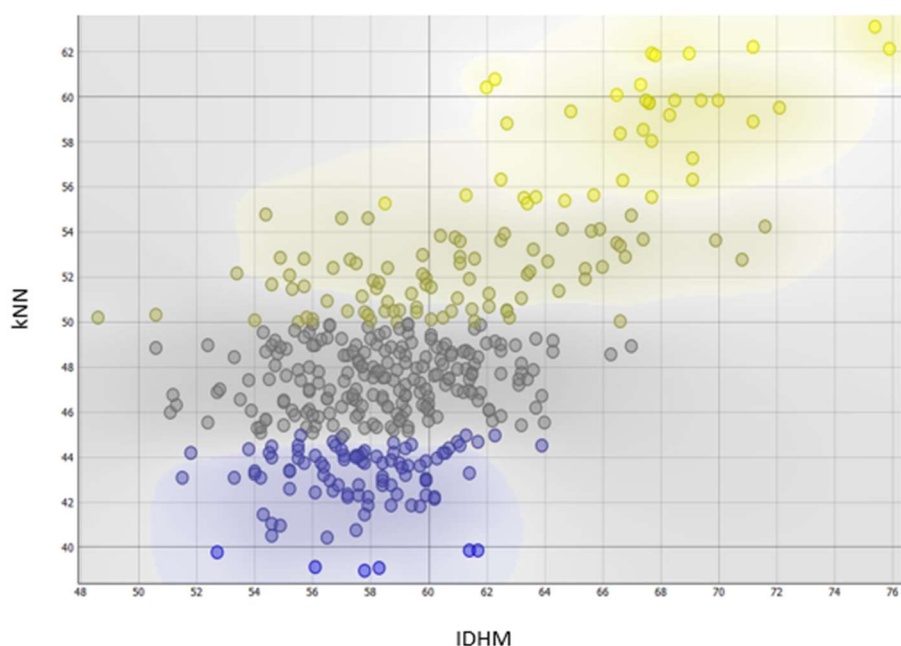
Os valores do R2 indicaram que os modelos ficaram com resultado baixo, indicado a necessidade de mais dados ou diminuir mais a correlação. O indicativo não invalida o estudo realizado, pois obteve-se informações relevantes sobre a utilização do IDHM para a



distribuição do fundo, contudo, recomenda-se o aprofundamento da análise estatística para adoção do parâmetro para definição de critérios de rateio do FPM.

A avaliação comparativa dos dois modelos demonstra que a árvore de decisão possui o melhor desempenho em comparação ao kNN. Observa-se no gráfico VIII que os grupos formados pela técnica kNN não é uniforme, quando avaliado pela variável IDHM, muito dos dados se sobrepõem, não havendo uma distinção clara do grupo.

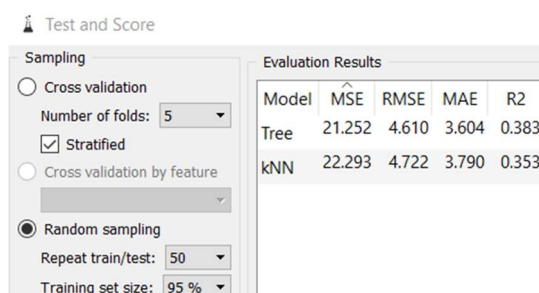
Gráfico VIII – Distribuição kNN x IDHM



Fonte: Próprio autor

Com base nos resultados comparativos (figura VII) e o demonstrativo do grupo formado (gráfico VIII), para a formação do grupo deste estudo, optou-se por utilizar a metodologia de árvore de decisão.

Figura VII – Resultado do Test and Score



Fonte: Próprio autor

### **3.3. Modelo - Árvore de Decisão**

Conforme evidenciado, a técnica de árvore de decisão apresentou os melhores resultados, Joel Grus (2016, p.202) pontua que o modelo tem muitas recomendações, “elas são muito fáceis de entender e interpretar, e o processo por onde chegam numa previsão é completamente transparente”.

Para se montar a árvore é necessário definir os conjuntos de parâmetros que deveram ser adotados: o número instâncias, conjunto de dados em cada árvore, no caso foi definido a quantidade mínima de 50 elementos por folha para assegurar resultados mais significativos, não dividir os nós com menos do que 90 instâncias e limitar a profundidade da árvore de classificação a 90 níveis de nó. O algoritmo deverá parar de dividir os nós após atingir 97% de classificação dos dados.

Os parâmetros foram testados para assegurar a maior assertividade do modelo, desta maneira foi possível definir como a árvore deverá se comportar para a criação dos grupos de forma clara e significativa para o processo.

Figura VIII – Parâmetro de Árvore de Decisão

The image shows a software interface for configuring a decision tree model. It is divided into two main sections: 'Parameters' and 'Classification'. In the 'Parameters' section, four options are checked: 'Induce binary tree', 'Min. number of instances in leaves:' (with a value of 50), 'Do not split subsets smaller than:' (with a value of 90), and 'Limit the maximal tree depth to:' (with a value of 90). In the 'Classification' section, the option 'Stop when majority reaches [%]:' is checked with a value of 97. At the bottom, there is a checked option for 'Apply Automatically'.

Fonte: Próprio autor

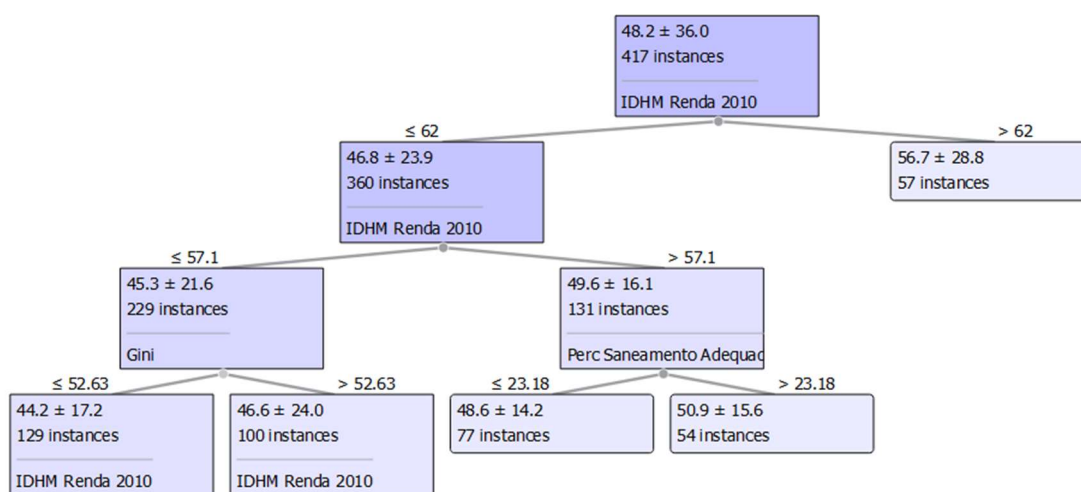
Após a definição dos parâmetros, foi efetuada a aplicação do algoritmo de árvore de decisão, como resultado foi apresentada a estrutura da árvore. Das variáveis apresentadas, a técnica utilizou três: IDHM Renda, Percentual de Saneamento Adequado e o índice Gini. A técnica compõe os grupos de acordo com uma hierarquia de indicadores, partindo do indicador principal, neste caso, o IDHM Renda, seguindo com duas variáveis adicionais para formação de grupos, dentro de faixas de renda específicas.

É importante ressaltar a importância da variável IDHM Renda para a definição dos grupos. Justifica-se o seu uso pela sua importância na composição do IDHM, conforme

pontuado pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento, o padrão de vida (renda) é essencial para o acesso a necessidade básica como alimentação, água e abrigo, sua ausência limita a qualidade de vida da população. Além disso, na avaliação da correlação entre as variáveis, observou-se que o IDHM Educação é altamente correlacionado com o IDHM Renda que, em uma avaliação entre 0 a 1, ficou com resultado de 0.68, indicado uma grande tendência de um bom desempenho na área relacionado a educação. O IDHM Longevidade, conforme descrito anteriormente, a maioria dos municípios baianos possuem uma avaliação alta, como a variação não é muito significativa, não a considerou na análise.

No total foram 5 grupos, composto pelo nó final de cada ramificação da árvore. Avaliando a composição de cada ramo, foi possível obter as regras de formação do grupo. Os grupos foram nomeados de forma sequencial, partindo do ramo da direita para esquerda, seguindo o alfabeto, indo da letra A até a E.

Figura IX – Parâmetro de Árvore de Decisão

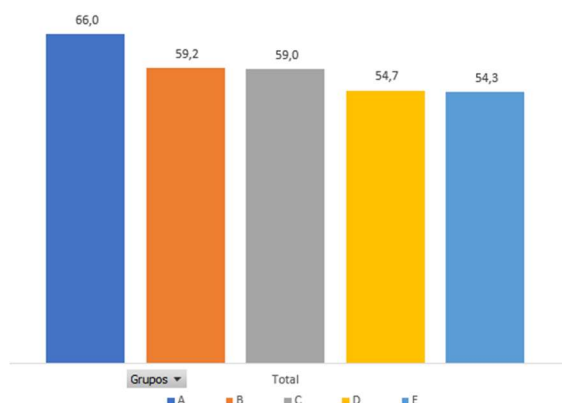


Fonte: Próprio autor

Uma vez formado os grupos, é necessário avaliar as principais características de cada cluster, identificando quais possuem as cidades com indicadores mais positivos, em comparação as demais, sendo possível definir critérios mais adequados para a repartição dos recursos oriundos da união, visando melhorar a qualidade de vida da população.

O grupo A, formado pela ramificação da direita, é composto dos municípios com IDHM Renda superior a 62%. Nestes grupos ficam as cidades com maior população que historicamente recebem mais renda. Observa-se que a diferença dos demais grupos em relação a renda é significativa, conforme apresentado no gráfico VIII.

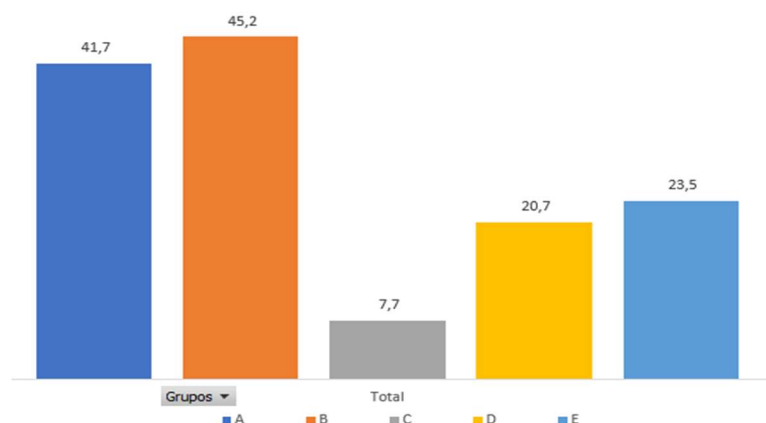
Gráfico IX– Avaliação dos Grupos x IDHM Renda



Fonte: Próprio autor

Seguindo a análise, avaliou-se o segundo ramificação é composto por municípios com IDHM Renda entre 57,1% e 62%, sendo dividido nos grupos B e C, de acordo com o percentual de saneamento da região, as cidades com saneamento superior a 23,2% compõem o grupo B, apesar do percentual ser baixo, a situação é melhor que a do grupo C, que possuem índices ainda mais inferiores. No gráfico IX, observa-se a discrepância entre o saneamento do grupo A e B em relação ao grupo C, que possui as piores médias de saneamento.

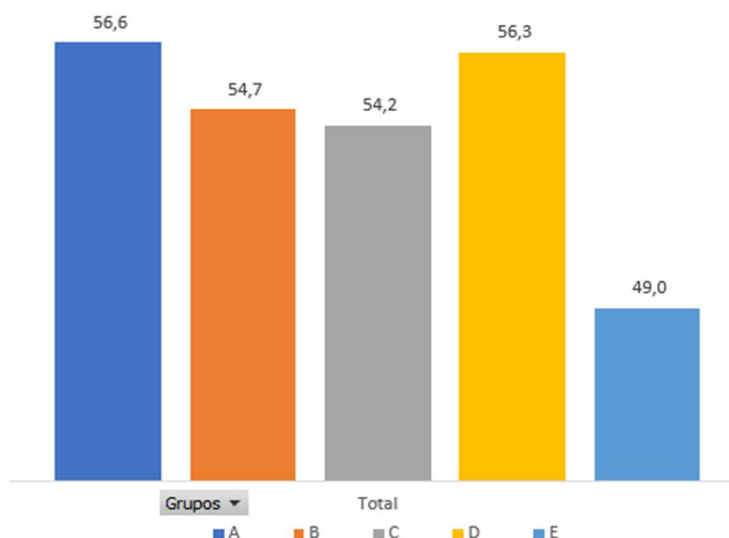
Gráfico X – Avaliação dos Grupos x Percentual Saneamento Adequado



Fonte: Próprio autor

Os dois últimos grupos, possuem o IDHM Renda inferior a 57,1%, subdivididos nos grupos D e E, de acordo com o índice Gini, o agrupamento D é formado por cidades com melhor distribuição de renda com o indicador superior a 53,63%, o grupo E com os municípios com os menores indicadores, sendo as regiões que mais precisam de investimentos, sendo os municípios da região E os mais críticos.

Gráfico XI – Avaliação dos Grupos x Índice Gini



Fonte: Próprio autor

Uma vez os municípios agrupados de acordo com características similares, tem-se a possibilidade de comparar as classes com a metodologia adotada para a distribuição do Fundo de Participação Municipal, analisando as características de cada grupo, sugerindo onde pode-se destinar maior parcela do FPM.

#### 4. Comparação dos Grupos com a Metodologia de Distribuição FPM e o IDHM

Conforme explicado anteriormente, para distribuição do FPM é efetuada a distribuição em três grupos, um específico para a capital de cada estado, a segunda – Reserva, referente as cidades com um número de habitantes superior a 142.633, mas que não é capital e o terceiro – Interior, composto por municípios com população inferior a 142.633 habitantes. Este último recebe 86,4% do fundo, sendo distribuído de acordo com a faixa de habitantes dos municípios.

O quadro IV demonstra a distribuição do FPM com base na população residente, o valor do fundo distribuído por município aumenta de acordo com a quantidade de habitantes.

Quadro IV – FPM x População Residente

FPM Em milhões	População Residente						
	2.612-12.611	12.612-22.611	22.612-32.611	32.612-42.611	42.612-52.611	52.612-62.611	>62.612
R\$ 7,46	75						
R\$ 8,93	1						
R\$ 9,95	46	10					
R\$ 12,44	7	53					
R\$ 14,92		81	6				
R\$ 17,41		9	32				
R\$ 19,90			18	6			
R\$ 22,38				16			
R\$ 23,71				1			
R\$ 24,87				3	5		
R\$ 27,36					10		
R\$ 29,84						6	
R\$ 32,33							
R\$ 34,82						1	
R\$ 34,82							
R\$ 37,31							
R\$ 39,79							
R\$ 42,28							
R\$ 44,77							
R\$ 75,50							
R\$ 77,98							1
R\$ 643,77							
Total Geral	129	153	56	26	15	7	31

Fonte: Próprio autor

O critério de distribuição com foco na população tem como premissa assegurar uma igualdade na distribuição per capita, desta forma, as cidades com maior população tem a maior participação no fundo, consequentemente, as localidades com menos habitantes recebem menos. Inicialmente, o conceito aparenta ser igualitário, mas observa-se que os municípios com maior recurso tendem a ter um melhor IDHM.

Analisando o resultado geral dos agrupamentos dos municípios, as localidades mais populosas – com mais de 62 mil habitantes, estão concentradas no grupo A, possuindo uma média IDHM mais elevada. No outro extremo, o grupo E concentra os municípios com menor número de habitante e menor média de IDHM, observa-se um comportamento descendente, de forma gradativa a média fica menor até chegar ao menor resultado, pertencente ao grupo E.

Quadro V – Avaliação dos Grupos pela Média do IDHM e Quantidade de Municípios

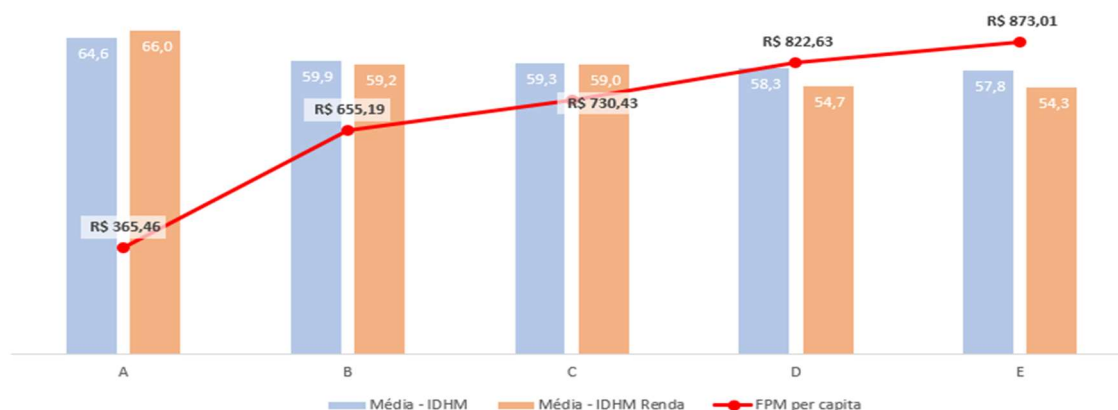
População Residente	Média IDHM					Quantidade de Municípios				
	A	B	C	D	E	A	B	C	D	E
2.612-12.611		58,3	59,3	57,8	58,2		1	9	40	79
12.612-22.611	58,3	59,2	59,2	58,5	57,2	1	18	36	52	46
22.612-32.611	64,2	59,5	59,5	58,3	56,9	4	19	23	6	4
32.612-42.611	60,0	61,5	59,7	59,6		6	10	8	2	
42.612-52.611	60,4	59,9	55,7			9	5	1		
52.612-62.611	62,7	64,6				6	1			
>62.612	67,3					31				
Total Geral	64,6	59,9	59,3	58,3	57,8	57	54	77	100	129

Fonte: Próprio autor

Partiu-se então para uma análise mais detalhada do resultado, avaliando a distribuição per capita do fundo. Foi realizado o cálculo do total de habitantes por agrupamento para avaliar o FPM per capita por grupo. O resultado aponta que a distribuição do fundo tende a

ser maior nos grupos com indicadores IDHM e IDHM Renda com menor resultado, descendendo de acordo com aumento do IDHM, indicando que na metodologia adotada privilegia os municípios menos populosos, conforme demonstrado no gráfico XI.

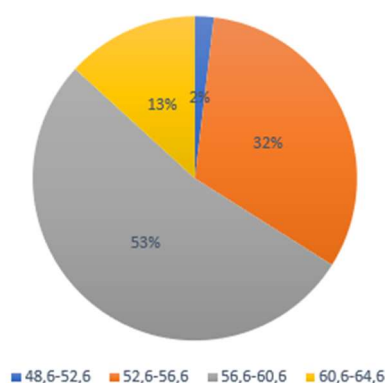
Gráfico XII – Distribuição do FPM per capita x IDHM x IDHM Renda



Fonte: Próprio autor

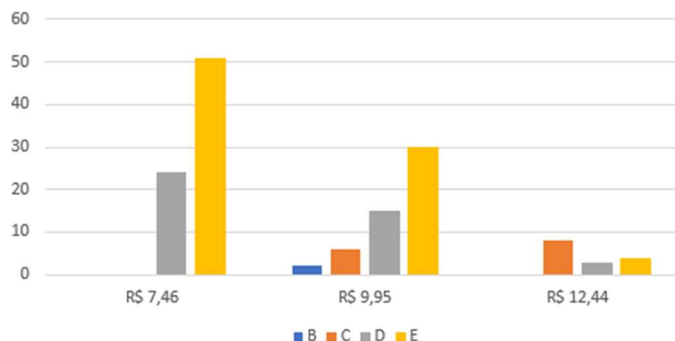
O resultado geral indica que a distribuição FPM prioriza os municípios com menor número de habitante, consequentemente, aqueles com média geral dos principais indicadores – IDHM e IDHM Renda mais baixo. Ao avaliar a distribuição de renda por quantidade de habitantes, foi identificada uma discrepância: os municípios com IDHM mais baixo, recebem valor igual a municípios com melhor situação e que possui a mesma quantidade de habitantes. Evidencia-se esta tendência no gráfico XII, onde verificou-se o desempenho do IDHM dos municípios até 13.584 habitantes, que recebem o mesmo valor oriundo do FPM. Efetuando a análise por agrupamento de municípios e por faixa de recebimento do fundo, observa-se o comportamento similar, conforme observado no gráfico XIII.

Gráfico XIII – Faixa IDHM dos Municípios com Valor do FPM de MMR\$ 9,95



Fonte: Próprio autor

Gráfico XIV – Municípios até 13.584 Habitantes Aberto por Classe E Valor Oriundo do FPM.



Fonte: Próprio autor

Conclui-se que o critério para rateio do FPM utilizando a quantidade de habitantes é coerente de forma abrangente, mas há distorções por possibilitar que municípios com problemas sociais mais evidentes, receba o mesmo valor que municípios em situação melhor com o mesmo número de habitantes, não tendo recursos adicionais para melhorar a situação dos seus cidadãos. Para solução do problema é necessário a inclusão de indicadores sociais como o IDHM, que foi elaborado por entidades competentes, como forma de mensurar os principais fatores que afetam a qualidade de vida da população.

## 5. Conclusão

O FPM é um recurso importante para assegurar a adoção de ações que visem melhorar o bem-estar e a qualidade de vida da população. Garantir a distribuição contemplando indicadores socioeconômico é fundamental para que os recursos do fundo sejam direcionados para os municípios que mais precisem. Ao longo do estudo observou-se que há pontos de melhorias no critério adotado atualmente para distribuição do fundo.

A metodologia de distribuição do FPM adota critério que privilegia os municípios com menor número de habitantes, no desenvolvimento do artigo confirmou-se a tendência dessas localidades terem índice sociais, em especial o IDHM menores em relação as cidades com maior concentração de pessoas. Contudo, não há critérios para distinguir os municípios que, apesar de população com quantidade parecida, estão em estágios de desenvolvimento distintos. As cidades mais carentes poderiam receber recursos adicionais que possibilitassem investimentos nas áreas mais impactadas como saúde e educação.



Uma forma de melhorar a distribuição é a adoção de técnicas estatísticas para classificar e avaliar a realidade dos municípios, utilizando indicadores que mensure a qualidade de vida da população como saúde, renda, trabalho e expectativa de vida e outras variáveis que possam mensurar a situação social econômica do município. Uma vez definido os grupos, seria possível utilizar a informação como critério para direcionamento do recurso, adicional as premissas já adotadas. Desta forma, seria possível ter um critério que equilibre a distribuição da verba assegurando o repasse do recurso para as regiões mais carentes, possibilitando que o gestor possa adotar ações que visem o crescimento e melhoria da vida da população.

## 6. Referências Bibliográficas

PROGRAMA DAS NAÇÕES UNIDAS NO BRASIL (PNUD), **O que é o IDH?** [Acesso em 15/11/2019] Disponível em: <https://www.br.undp.org/content/brazil/pt/home/idh0/conceitos/o-que-e-o-idh.html>.

PNUD, IPEA e FJP, **O Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Brasileiro**. 2013. [Acesso em 17/11/2019] Disponível em: [http://ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/130729\\_AtlasPNUD\\_2013.pdf](http://ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/130729_AtlasPNUD_2013.pdf)

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DE MUNICÍPIOS (CNM), Coletânea Gestão Pública Municipal, volume 1. **Finanças Municipais: O que Tenho de Recursos?** Brasília, 2016. [Acesso em 15/11/2019] Disponível em: [https://www.cnm.org.br/cms/biblioteca/Financas\\_Municipais- O\\_que\\_tenho\\_de\\_recursos.pdf](https://www.cnm.org.br/cms/biblioteca/Financas_Municipais- O_que_tenho_de_recursos.pdf)

SECRETARIA DO TESOURO NACIONAL (STN). **O que você precisa saber sobre as transferências fiscais da união: Fundo de Participação dos Municípios FPM**. 2018 [Acesso em 15/11/2019] Disponível em: [http://www.tesouro.fazenda.gov.br/documents/10180/329483/pge\\_cartilha\\_fpm.pdf%20](http://www.tesouro.fazenda.gov.br/documents/10180/329483/pge_cartilha_fpm.pdf%20)

ROCHA, C. Alexandre A.; FREITAS, Paulo Springer de. **O rateio do FPM vis-à-vis a lei complementar 165/2019**. Brasília: Núcleo de Estudo e Pesquisa/CONLEG/Senado, 2019 [Acesso em 17/11/2019] Disponível em: <https://www12.senado.leg.br/publicacoes/estudos-legislativos/tipos-de-estudos/boletins-legislativos/bol74>

ROCHA, C. Alexandre A. **Transferências Federais para Estados e Municípios: guia de referência rápida**. Brasília: Núcleo de Estudo e Pesquisa/CONLEG/Senado, 2019 [Acesso em

15/11/2019] Disponível em: <https://www12.senado.leg.br/publicacoes/estudos-legislativos/tipos-de-estudos/textos-para-discussao/td264-a>

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA (IPEA). **Atlas do desenvolvimento humano nas regiões metropolitanas brasileiras**. Brasília, 2017. [Acesso em 17/11/2019] Disponível em: [http://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/livros/livros/171208\\_livro\\_atlas\\_idhm\\_desenvolvimento\\_humano.pdf](http://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/livros/livros/171208_livro_atlas_idhm_desenvolvimento_humano.pdf)

AMARAL, Fernando. **Introdução a ciência de dados: mineração de dados e Big Data**. Rio de Janeiro: Alta Books, 2016.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Censo Demográfico 2010: Características da População e dos Domicílios. Resultado do Universo**. Rio de Janeiro, 2011. [Acessado em 23/11/2019]. Disponível em: [https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/93/cd\\_2010\\_caracteristicas\\_populacao\\_domicilios.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/93/cd_2010_caracteristicas_populacao_domicilios.pdf)

CORTÊS, S. C., PORCARO, M. R., LIFSCHITZ, S.. **Mineração de Dados – Funcionalidades, Técnicas e Abordagens**. Rio de Janeiro, 2002. [Acesso em 26/01/2020]. Disponível em: [ftp://obaluae.inf.puc-rio.br/pub/docs/techreports/02\\_10\\_cortes.pdf](ftp://obaluae.inf.puc-rio.br/pub/docs/techreports/02_10_cortes.pdf)

PIMENTEL, E. P., FRANÇA V. F., OMAR N. **A identificação de grupos de aprendizes no ensino presencial utilizando técnicas de clusterização**. Rio de Janeiro, 2013. [Acesso em 23/11/2019]. Disponível em: <https://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/280/266>

MARQUES, LUCAS. Algoritmos de Aprendizagem de Máquina. **KNN - Nearest Neighbor**. [Acessado em 07/12/2019]. Disponível em: <https://www.wattpad.com/115821129-algoritmos-de-aprendizagem-de-m%C3%A1quina-knn-nearest>

GRUS, Joel. **Data Science do Zero**. Rio de Janeiro: Alta Books, 2016.

NASSER JR, ROBERTO. Otimização das colunas de absorção da recuperação de acetona na produção de Filter Tow por meio de estudos fenomenológicos e análise estatística. Tese de Doutorado (Doutorado em Engenharia Química) - Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009. [Acessado em 25/12/2019]. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3137/tde-18122009-141222/pt-br.php>

MIRANDA, ISABELA PAGANI HERINGER. **Comparação de diferentes Métodos de Previsão em Séries Temporais com valores discrepantes**, São Paulo, 2009. [Acessado em

25/12/2019]. Disponível em: <http://www.ufjf.br/cursoestatistica/files/2015/05/Compara%C3%A7%C3%A3o-de-diferentes-m%C3%A9todos-de-previs%C3%A3o-em-s%C3%A9ries-temporais-com-valores-discrepantes.pdf>

SANTOS, WESLEY DE OLIVEIRA. **Variabilidade espacial e temporal das precipitações para a Microrregião de Pau dos Ferros-RN** [Acessado em 25/12/2019]. Disponível em: <https://pdfs.semanticscholar.org/dab5/528cb54064f8343b92c990d9e22075d2d56e.pdf>

MENDES, M., MIRANDA, R.B., COSIO, F. B. **Transferências Intergovernamentais no Brasil: diagnóstico e proposta de reforma**. Brasília, 2008. [Acessado em 04/01/2020] Disponível em: <https://www2.senado.leg.br/bdsf/bitstream/handle/id/94747/Textos%20para%20discuss%C3%A3o%2040.pdf?sequence=7&isAllowed=y>