

Relatório Índice das Cidades Empreendedoras 2023

César Freitas

Vítor Borges

Arnaldo Mauerberg Jr.

12 de Setembro de 2022

Sumário

1	Introducao	3
2	Determinantes	3
2.1	Determinante Ambiente Regulatório	3
2.1.1	Subdeterminante Tempo de Processos	3
2.1.2	Subdeterminante Tributação	4
2.1.3	Subdeterminante Complexidade Burocrática	6
2.2	Determinante Infraestrutura	8
2.2.1	Subdeterminante Transporte Interurbano	8
2.2.2	Subdeterminante Condições Urbanas	9
2.3	Determinante Mercado	10
2.3.1	Subdeterminante Desenvolvimento Econômico	11
2.3.2	Subdeterminante Clientes Potenciais	11
2.4	Determinante Acesso a Capital	12
2.4.1	Subdeterminante Capital Disponível	12
2.5	Determinante Inovação	15
2.5.1	Subdeterminante Inputs	15
2.5.2	Subdeterminante Outputs	17
2.6	Determinante Capital Humano	20
2.6.1	Subdeterminante Acesso e Qualidade da Mão de Obra Básica	20
2.6.2	Subdeterminante Acesso e Qualidade da Mão de Obra Qualificada	22
2.7	Determinante Cultura	24
2.7.1	Subdeterminante Iniciativa	24
2.7.2	Subdeterminante Instituições	25
3	Tratamentos e Análise de Componentes Principais	26
3.1	Tratamentos	26
3.1.1	Padronização	26
3.2	Análise de Componentes Principais	26
3.2.1	Teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)	29
3.3	Análise de Componentes principais: Cultura	29
3.3.1	Teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)	31

4	Correlação com o ICE2022	31
5	Ranking	32
	Apêndice	37
	Scripts	37
	Funções de tratamento dos dados	37
	Amostra	39
	Determinante Ambiente Regulatório	40
	Determinante Infraestrutura	48
	Determinante Mercado	53
	Determinante Acesso a Capital	58
	Determinante Inovação	60
	Determinante Capital Humano	70
	Determinante Cultura	77
	Análise de Componentes Principais	79

1 Introdução

Para a construção do Índice das Cidades Empreendedoras (ICE) de 2023, a manipulação e tratamento dos dados, bem como o cálculo dos indicadores, foram feitos em Python, R e SQL. Optou por utilizar diferentes linguagens de programação a fim de otimizar o trabalho com a base de dados. Os scripts realizados estão disponíveis tanto no Apêndice deste relatório quanto em um repositório criado pelos bolsistas, disponível em [link](#).

2 Determinantes

2.1 Determinante Ambiente Regulatório

- [Clique aqui](#) para ver o script do Determinante Ambiente Regulatório.

2.1.1 Subdeterminante Tempo de Processos

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Tempo de Processos.

2.1.1.1 Indicador Tempo de Viabilidade de Localização

	Informações
Fonte	https://estatistica.redesim.gov.br/tempos-abertura
Período	01/2021 ~ 12/2021
Cidades faltantes	São José do Rio Preto (SP), Maringá (PR), Jundiaí (SP), Anápolis (GO)
Variável de Interesse	QTDE. HH VIABILIDADE END
Efeito	Negativo
Problemas com a coleta	Não

Para o cálculo do indicador foi realizado a partir da média simples das variável de interesse, QTDE. HH VIABILIDADE END.

$$Tempo\ de\ Viabilidade\ de\ Localização = \frac{\sum_{12} Qtnd.\ Horas\ Viabilidade}{12} \quad (1)$$

Em relação à importação dos dados no site da REDESIM, para nenhum dos 12 meses analisados houve problemas quanto aos arquivos importados e a qualidade dos dados coletados.

2.1.1.2 Indicador Tempo de Registro, Cadastro e Viabilidade de Nome

	Informações
Fonte	https://estatistica.redesim.gov.br/tempos-abertura
Período	01/2021 ~ 12/2021
Cidades faltantes	São José do Rio Preto (SP), Maringá (PR), Jundiaí (SP), Anápolis (GO)
Variável de Interesse	QTDE. HH LIBERAÇÃO DBE
Efeito	Negativo

Informações	
Problemas com a coleta	Não

Assim como o anterior, o cálculo do indicador foi realizado a partir da média simples das variável de interesse, QTDE. HH LIBERAÇÃO DBE.

$$Tempo de Registro, Cadastro e Viabilidade de Nome = \frac{\sum_{12} Q_{tnd. \text{ Horas Liberação}}}{12} \quad (2)$$

Como a base de dados é a mesma do indicador anterior, os mesmo comentários são válidos quanto a qualidade e coleta dos dados.

2.1.1.3 Indicador Taxa de Congestionamento em Tribunais

Informações	
Fonte	https://paineis.cnj.jus.br/QvAJAXZfc/opensoc.htm?document=qvw_1%2FPainelCNJ.qvw&host=QVS%40neodimio03&anonymous=true&sheet=shPDPPrincipal
Período	01/2021 ~ 12/2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Negativo
Problemas com a coleta	Não

Para a coleta dos dados, ao acessar o painel de Produtividade Mensal da CNJ, foi selecionado o tópico de *Gráficos Customizados*. Os parâmetros de pesquisa selecionados foram:

- Justiça: Justiça Estadual
- Campos Agrupados: Sede Município
- Tipo de variável: Novos, Pendentes e Baixados.

Com a taxa líquida de congestionamento sendo definida como:

$$Tx. líquida de congestionamento = \frac{1 - baixados}{novos + pendentes} \quad (3)$$

2.1.2 Subdeterminante Tributação

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Tributação.

2.1.2.1 Indicador Alíquota Interna do ICMS

Informações	
Fonte	https://siconfi.tesouro.gov.br/siconfi/index.jsf
Período	01/2021 ~ 12/2021 (Sinconfi), 2018 (PIB)
Cidades faltantes	-

	Informações
Efeito	Negativo
Variável de interesse	ICMS (Siconfi), PIB Municipal (IBGE)
Problemas com a coleta	Não

Foi utilizada a tabela Receitas Orçamentárias (Anexo I-C). Restringindo o montante das receitas filtrando-as para as ‘Receitas Brutas Realizadas’. Com o indicador sendo a razão entre esse montante e o PIB Municipal¹ de 2018, o mais recente que foi disponibilizado. Além disso, pela natureza especial da cidade de Brasília (DF), ao invés de usar os dados municipais, tivemos que utilizar os por estado.

$$Alíquota ICMS = \frac{Receitas\ Brutas\ Realizadas_{ICMS}}{PIB\ Municipal} \quad (4)$$

2.1.2.2 Indicador Alíquota Interna do IPTU

	Informações
Fonte	https://siconfi.tesouro.gov.br/siconfi/index.jsf
Período	01/2021 ~ 12/2021 (Sinconfi), 2018 (PIB)
Cidades faltantes	-
Efeito	Negativo
Variável de interesse	IPTU (Siconfi), PIB Municipal (IBGE)
Problemas com a coleta	Não

Processo de coleta e tratamento análogo ao Indicador Alíquota Interna do ICMS.

$$Alíquota IPTU = \frac{Receitas\ Brutas\ Realizadas_{IPTU}}{PIB\ Municipal} \quad (5)$$

2.1.2.3 Indicador Alíquota Interna do ISS

	Informações
Fonte	https://siconfi.tesouro.gov.br/siconfi/index.jsf
Período	01/2021 ~ 12/2021 (Sinconfi), 2018 (PIB)
Cidades faltantes	Carapicuíba (SP)
Efeito	Negativo
Variável de interesse	ISS (Siconfi), PIB Municipal (IBGE)
Problemas com a coleta	Não

Processo de coleta e tratamento análogo ao Indicador Alíquota Interna do ICMS.

$$Alíquota ISS = \frac{Receitas\ Brutas\ Realizadas_{ISS}}{PIB\ Municipal} \quad (6)$$

¹Utilizamos o *data lake* público ‘Base dos dados’, disponível em <https://basedosdados.org>, para importar esse dado.

2.1.2.4 Indicador Qualidade da Gestão Fiscal

	Informações
Fonte	https://www.firjan.com.br/ifgf/
Período	2021
Cidades faltantes	Brasília (DF), Belém (PA), São João de Meriti (RJ), Carapicuíba (SP)
Efeito	Positivo
Variável de interesse	IFGF
Problemas com a coleta	Não

O indicador não necessita de manipulação de dados.

2.1.3 Subdeterminante Complexidade Burocrática

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Complexidade Burocrática.

2.1.3.1 Indicador Simplicidade Tributária

	Informações
Fonte	https://siconfi.tesouro.gov.br/siconfi/index.jsf
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

O indicador é o produto dos índices de Herfindahl-Hirshmann (IHH) e de visibilidade (IV). O IHH é definido como a soma dos quadrados da participação relativa do tributo na arrecadação total.

$$IHH = \sum_{i=1}^n T_i^2 \quad (7)$$

O IV é a participação relativa de uma soma de de tributos na arrecadação total.

$$IV = \frac{IPTU + ITBI + ITR + IRRF}{RT} \quad (8)$$

Portanto, para se obter o indicador de Simplicidade Tributária.

$$Simplicidade\ Tributária = IHH \cdot IV \quad (9)$$

Devido a natureza da cidade de Brasília, foi coletado os dados sobre as UFs para poder conseguir os dados relativos a ela.

2.1.3.2 Indicador CNDs Municipais

	Informações
Fonte	Análise dos site das prefeituras
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Variável de interesse	CNDs Municipais
Problemas com a coleta	Não

Na edição do ICE 2022, os bolsistas utilizaram a variável MTIC1211 da MUNIC 2019. Contudo, essa variável foi descontinuada na edição de 2020, então o método para classificar se o município emite CNDs online, foi entrando no site de cada prefeitura e procurando os serviços disponibilizados por ela. Para os municípios que receberam CNDs igual a 0, foi montada um tabela com a justificativa de cada um.

Tabela 1: Justificativa dos CNDs iguais a 0

Município	UF	Motivo
Ananindeua	PA	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Anápolis	GO	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Aracaju	SE	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Betim	MG	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Campina Grande	PB	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Campos dos Goytacazes	RJ	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Carapicuíba	SP	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Juiz de Fora	MG	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Mossoró	RN	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Natal	RN	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Ribeirão das Neves	MG	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
São Gonçalo	RJ	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
São João de Meriti	RJ	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
São Vicente	SP	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Sumaré	SP	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Taubaté	SP	Não foi encontrada nenhuma referência ao termo no site
Rio Branco	AC	Seção de serviços online fora do ar durante todo o período da coleta
Brasília	DF	0 Site encaminha para atendimento presencial ou via e-mail
Guarulhos	SP	0 Site encaminha para atendimento presencial ou via e-mail
Itaquaquecetuba	SP	0 Site encaminha para atendimento presencial ou via e-mail
Camaçari	BA	0 Site encaminha para um pdf com todos os serviços da prefeitura, mas não indica forma de atendimento online
Rio de Janeiro	RJ	0 Site foi hackeado dia 15/08/2022 e desde então não foi possível ver com clareza os serviços, porém pelas informações disponíveis foi entendido que para esse tipo de serviço o atendimento somente é presencial

Município	UF	Motivo
Belford Roxo	RJ	0 site tem emição de quitação mas não de CND
São José dos Pinhais	PR	0 site tem uma seção no site referente a emissão de certidões, porém ao clicar nela o site da erro não abre nada. Foram feitas algumas tentativas durante a construção desse relatório e coleta dos dados.

2.1.3.3 Indicador Atualização de Zoneamento

Informações	
Fonte	https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/protecao-social/10586-pesquisa-de-informacoes-basicas-municipais.html?=&t=downloads
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Negativo
Variável de interesse	MLEG061
Problemas com a coleta	Sim, pergunta excluída na MUNIC 2018

Esse indicador se refere a quantidade de anos desde que o município mudou a lei de zoneamento. O IBGE excluiu essa pergunta após a edição da MUNIC 2018, então assim como na edição do ICE 2022, somente foi feita a atualização da quantidade de anos.

2.2 Determinante Infraestrutura

- [Clique aqui](#) para ver o script do Determinante Infraestrutura.

2.2.1 Subdeterminante Transporte Interurbano

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Transporte Interurbano.

2.2.1.1 Indicador Conectividade via Rodovias

Informações	
Fonte	Google Maps
Período	2022-Atual
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Sim, descritos abaixo.

A primeira tentativa foi de realizar a contagem de rodovias por município usando *.shp files. Esta forma de coleta se mostrou ineficaz então foi realizada uma busca no Google com filtro de datas (01-01-2022-Hoje) por rodovias inauguradas. Algumas inaugurações de rodovias foram duplicadas no período foram encontradas porém nenhuma trecho novo nos municípios de interesse foi encontrado. Desta forma o valor da variável do ano passado foi replicado.

2.2.1.2 Indicador Número de Decolagens por Ano

	Informações
Fonte	https://www.anac.gov.br/aceso-a-informacao/dados-abertos/areas-de-atuacao/voos-e-operacoes-aereas/dados-estatisticos-do-transporte-aereo
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não.

Esse indicador se refere ao número de decolagens por ano que aconteceram no aeroporto mais próximo de cada município no ano de 2021. Não houveram problemas na coleta.

2.2.1.3 Indicador Distância ao Porto Mais Próximo

	Informações
Fonte	https://www.gov.br/infraestrutura/pt-br/assuntos/dados-de-transportes/bit/bitmodosmapas
Período	2022
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Esse indicador foi calculado por meio do uso de *.shp files, o código em linguagem R do ano passado foi replicado. O manual indica que o impacto deste indicador é positivo e o índice foi calculado desta maneira, porém a intuição sugere que o impacto deste indicador deveria ser negativo

2.2.2 Subdeterminante Condições Urbanas

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Condições Urbanas.

2.2.2.1 Indicador Acesso à Internet Rápida

	Informações
Fonte	https://dados.gov.br/dataset/dados-de-acessos-de-comunicacao-multimedia
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Não houveram problemas de coleta.

2.2.2.2 Indicador Preço Médio do m²

Informações	
Fonte	https://www.zapimoveis.com.br/
Período	2022
Cidades faltantes	-
Efeito	Negativo
Problemas com a coleta	Não

O código do ano passado que realiza a raspagem e calcula o indicador foi replicado e não houveram problemas.

2.2.2.3 Indicador Custo da Energia Elétrica

Informações	
Fonte	https://www2.aneel.gov.br/relatoriosrig/(S(xy4w1g4lctbu4jmpix4fsf5f))/relatorio.aspx?folder=sfe&report=DistribuidoradecadaMunicipio ; https://www.gov.br/aneelranking-das-tarifas
Período	2022
Cidades faltantes	-
Efeito	Negativo
Problemas com a coleta	Não

Algumas distribuidoras de energia elétrica mudaram de nome recentemente então haviam incompatibilidades na base, estes problemas foram resolvidos à mão. AS cidades que recebem o serviço de mais de uma distribuidora ficaram com o valor do indicador igual a média das tarifas de energia ponderada pelo número de clientes atendidos.

2.2.2.4 Indicador Taxa de Homicídios

Informações	
Fonte	http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/tabcgi.exe?sim/cnv/obt10br.def
Período	2020
Cidades faltantes	-
Efeito	Negativo
Problemas com a coleta	Não

Não houveram problemas na coleta nem dados faltantes..

2.3 Determinante Mercado

- [Clique aqui](#) para ver o script do Determinante Mercado.

2.3.1 Subdeterminante Desenvolvimento Econômico

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Desenvolvimento Econômico.

2.3.1.1 Indicador Índice de Desenvolvimento Humano

	Informações
Fonte	http://www.atlasbrasil.org.br/ranking
Período	2010
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

O IDH Municipal não é calculado desde 2010 então os valores do ano passado foram replicados.

2.3.1.2 Indicador Crescimento Médio Real do PIB

	Informações
Fonte	https://sidra.ibge.gov.br/tabela/5938 ; https://serieestatisticas.ibge.gov.br/series.aspx?t=pib&vcodigo=scn54
Período	2015 - 2019
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Não houveram problemas na coleta.

2.3.1.3 Indicador Número de Empresas Exportadoras com Sede na Cidade

	Informações
Fonte	https://www.gov.br/produtividade-e-comercio-exterior/pt-br/assuntos/comercio-exterior/estatisticas/empresas-brasileiras-exportadoras-e-importadoras ; https://pdet.mte.gov.br/acesso-online-as-bases-de-dados
Período	2020
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Não houveram problemas na coleta, os dados mais pesados foram coletados utilizando o SQL.

2.3.2 Subdeterminante Clientes Potenciais

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Clientes Potenciais.

2.3.2.1 Indicador PIB per capita

	Informações
Fonte	http://pdet.mte.gov.br/microdados-rais-e-caged
Período	2019
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Os dados do PIB são os mesmos dos utilizados no *Indicador Crescimento Médio Real do PIB* não houveram problemas de coleta.

2.3.2.2 Indicador Proporção entre Grandes/Médias e Médias/Pequenas Empresas

	Informações
Fonte	https://basedosdados.org/dataset/br-me-rais?bdm_table=microdados_vinculos
Período	2020
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Não houveram problemas na coleta, os dados mais pesados foram coletados utilizando o SQL.

2.3.2.3 Indicador Compras Públicas

	Informações
Fonte	https://siconfi.tesouro.gov.br/siconfi/index.jsf
Período	2020
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	cbo_2002, valor_remuneracao_media
Efeito	Negativo
Problemas com a coleta	Não

Não houveram problemas na coleta.

2.4 Determinante Acesso a Capital

- [Clique aqui](#) para ver o script do Determinante Acesso a Capital.

2.4.1 Subdeterminante Capital Disponível

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Capital Disponível.

2.4.1.1 Indicador Operações de Crédito por Município

	Informações
Fonte	https://www.bcb.gov.br/acessoinformacao/legado?url=https:%2F%2Fwww4.bcb.gov.br%2Ffis%2Fcosif%2Festban.asp
Período	01/2021 ~ 12/2021
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	VERBETE_160_OPERACOES_DE_CREDITO
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

1. Obter valor em reais das operações de crédito para pessoas físicas e jurídicas por município:
 - Acessar site do Banco Central e baixar arquivo “Estatística Bancária Mensal por município” referente ao mês de dezembro de 2020 (ano mais recente com dados disponíveis) Na planilha, é utilizada apenas a coluna chamada “VERBETE_160_OPERACOES_DE_CREDITO”;
2. Obter PIB dos municípios do ICE a preços correntes:
 - Foi utilizado o *data lake* público da Base dos Dados para importar os dados referentes ao PIB Municipal, para 2018 o ano mais recente.

2.4.1.2 Indicador Proporção Relativa de Capital de Risco

	Informações
Fonte	https://www.crunchbase.com/
Período	01/2021 ~ 12/2021

	Informações
Cidades faltantes	Manaus (AM), Belém (PA), São Luís (MA), São Gonçalo (RJ), Maceió (AL), Duque de Caxias (RJ), Natal (RN), Teresina (PI), São Bernardo do Campo (SP), João Pessoa (PB), Nova Iguaçu (RJ), Santo André (SP), Jaboatão dos Guararapes (PE), Osasco (SP), Contagem (MG), Aracaju (SE), Feira de Santana (BA), Cuiabá (MT), Aparecida de Goiânia (GO), Porto Velho (RO), Ananindeua (PA), Serra (ES), Caxias do Sul (RS), Niterói (RJ), Belford Roxo (RJ), Campos dos Goytacazes (RJ), Vila Velha (ES), Mauá (SP), São João de Meriti (RJ), Mogi das Cruzes (SP), Betim (MG), Boa Vista (RR), Maringá (PR), Santos (SP), Diadema (SP), Rio Branco (AC), Montes Claros (MG), Campina Grande (PB), Carapicuíba (SP), Anápolis (GO), Olinda (PE), Cariacica (ES), Bauru (SP), Itaquaquecetuba (SP), São Vicente (SP), Caruaru (PE), Caucaia (CE), Petrolina (PE), Ponta Grossa (PR), Franca (SP), Canoas (RS), Pelotas (RS), Vitória da Conquista (BA), Ribeirão das Neves (MG), Uberaba (MG), Paulista (PE), Praia Grande (SP), São José dos Pinhais (PR), Guarujá (SP), Palmas (TO), Limeira (SP), Camaçari (BA), Santarém (PA), Petrópolis (RJ), Mossoró (RN), Suzano (SP), Taboão da Serra (SP), Várzea Grande (MT), Marabá (PA), Gravataí (RS), Santa Maria (RS)
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Em relação às Cidades faltantes existe um grande número de municípios sem informações sobre o valor de capital de risco investido neles, porém como eles são os mesmos do ICE-22, foi atualizado o dado

Passo para encontrar o dados que compõem o indicador

1. Obter valor de capital de risco levantados por empresas dos municípios do ICE

- Acessar a base de dados Crunchbase para obter os dados. Na área de busca, selecionar aba “Companies” e aplicar seguintes filtros:

- Em “Financials” marcar “Past Year” na opção “Last Funding Date”;
- Em “Overview”, digitar nome do município na área “Headquarters Location”;
- Importante ressaltar que assim como no ano passado, alguns municípios possuíram erros quanto a sua localização, mas nada que tenha prejudicado a coleta dos mesmos;

- Buscar municípios manualmente um a um e obter o valor de capital de risco levantado pelas empresas do município no último ano. Foi montada uma tabela no excel com os dados de capital de risco por município;

2. Obter taxa de câmbio média do último ano de moedas diferente do real presentes na base de dados construída no passo 1 e converter valores para real;

- A taxa de câmbio média para o ano de 2021 foi retirada da série histórica de câmbio do IPEA, disponível em: <http://www.ipeadata.gov.br/ExibeSerie.aspx?serid=31924>

2.4.1.3 Indicador Capital Poucado per capita

	Informações
Fonte	https://www.crunchbase.com/
Período	01/2021 ~ 12/2021
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	VERBETE_420_DEPOSITOS_DE_POUPANCA, VERBETE_432_DEPOSITOS_A_PRAZO
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

1. Obter valor em reais das operações de crédito para pessoas físicas e jurídicas por município:
 - Acessar site do Banco Central e baixar arquivo “Estatística Bancária Mensal por município” referente ao mês de dezembro de 2020 (ano mais recente com dados disponíveis) Na planilha, é utilizada as colunas “VERBETE_420_DEPOSITOS_DE_POUPANCA” e “VERBETE_432_DEPOSITOS_A_PRAZO”;
2. Obter PIB dos municípios do ICE a preços correntes:
 - Foi utilizado o *data lake* público da Base dos Dados para importar os dados referentes ao PIB Municipal, para 2018 o ano mais recente.
3. A construção do indicador é a soma “VERBETE_420_DEPOSITOS_DE_POUPANCA” e “VERBETE_432_DEPOSITOS_A_PRAZO”, dividido pelo PIB do município.

2.5 Determinante Inovação

- [Clique aqui](#) para ver o script do Determinante Inovação.

2.5.1 Subdeterminante Inputs

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Inputs.

2.5.1.1 Indicador Proporção de Mestres e Doutores em C&T

	Informações
Fonte	https://dadosabertos.capes.gov.br/dataset ; http://pdet.mte.gov.br/microdados-rais-e-caged
Período	2020
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	[2017 a 2020] Discentes da Pós-Graduação stricto sensu do Brasil
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

1. Obter para cada município o número de mestres e doutores titulados nas áreas de ciências, tecnologia, engenharias e matemática;

- Acessar site da CAPES, ir na seção de [Conjunto de Dados](#) e baixar conjunto de dados “[2017 a 2020] Discentes da Pós-Graduação stricto sensu do Brasil”.
2. Obter para cada município o número total de empresas com pelo menos um funcionário.
- Para coleta desse dado foi utilizado o *data lake* público da Base dos Dados. Foram usados os dados mais recentes disponíveis na RAIS, referentes ao ano de 2020.

2.5.1.2 Indicador Proporção de Funcionários em C&T

	Informações
Fonte	http://pdet.mte.gov.br/microdados-rais-e-caged
Período	2020
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	cbo_2002, agrupamento das observações dos microdados dos empregadores e dos vínculos
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Para esse indicador, foi utilizado somente os dados da RAIS importados pelo *data lake* público da Base Dos Dados. Foram criadas duas *queries* para importação dos dados, uma com a relação dos funcionários do município que trabalham nas áreas de ciência, tecnologia, engenharia, matemática, segundo o critério da CBO 2002 e outra com a relação total do número de trabalhadores do município.

2.5.1.3 Indicador Média de Investimentos do BNDES e da FINEP

	Informações
Fonte	https://www.bndes.gov.br/wps/portal/site/home/transparencia/centraldedownloads ; http://www.finep.gov.br/transparencia-finep/projetos-contratados-e-valores-liberados
Período	2021
Cidades faltantes	Belford Roxo (RJ); Mauá (SP); São Vicente (SP)
Variável de Interesse	Valor Finep (FINEP); Valor contratado R\$ (BNDES)
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

O indicador é a soma dos valores de contratos do BNDES e da FINEP, dividido pelo número de empresas com pelo menos um funcionário. Para coletar os dados, somente foi acessado os sites do BNDES e da FINEP, já o número de empresas com pelo menos um funcionário foi, assim como os dados anteriores utilizando a RAIS, importado do *Data lake* público da Base dos Dados.

2.5.1.4 Indicador Infraestrutura Tecnológica Fazendoooo, só atualizar com as infos

Informações	
Fonte	https://www.mctic.gov.br/mctic/opencms/salaImprensa/noticias/arquivos/2019/09/MCTIC_divulga_estudo_Indicadores_de_Parques_Tecnologicos.html e sites da internet
Período	2019 (atualizado)
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	****

2.5.1.5 Indicador Contratos de Concessão Tava certo, ajeitar amanhã

Informações	
Fonte	https://www.gov.br/inpi/pt-br/central-de-conteudo/estatisticas/estatisticas
Período	2018 ~ 2019
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Dificuldade em encontrar o local no site em que se encontram os dados

1. Ao acessar o site o INPI e a seção específica do site, que foi indicada aqui na fonte, baixou-se o arquivo .zip das Tabelas Completas dos Indicadores de Propriedade Industrial. No arquivo .zip foi selecionada os seguintes arquivos para a coleta:

- “5 - Depósitos de Marcas por Cidade”. (explicar o porquê de ser essa e não o outro lá)
2. Selecionar os último anos disponíveis (2018 e 2019)
3. Utilizar os dados da RAIS referentes ao número de empresas com ao menos um funcionário
4. Cálculo do indicador:

$$Patentes = \frac{n^{\circ} \text{ de contratos de concessão}}{n^{\circ} \text{ empresas com pelo menos 1 funcionário}} \cdot \frac{1}{1000} \quad (10)$$

2.5.2 Subdeterminante Outputs

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Outputs.

2.5.2.1 Indicador Patentes

Informações	
Fonte	https://www.gov.br/inpi/pt-br/central-de-conteudo/estatisticas/estatisticas
Período	2018 ~ 2019
Cidades faltantes	-

Informações	
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Dificuldade em encontrar o local no site em que se encontram os dados

1. Ao acessar o site o INPI e a seção específica do site, que foi indicada aqui na fonte, baixou-se o arquivo .zip das Tabelas Completas dos Indicadores de Propriedade Industrial. No arquivo .zip foi selecionada os seguintes arquivos para a coleta:
 - “5a - Depósitos de Patentes do Tipo PI por Cidade” (PI);
 - “5b - Depósitos de Patentes do Tipo MU por Cidade” (MU);
 - “5c - Depósitos de Patentes do Tipo CA por Cidade” (CA).
2. Selecionar os último anos disponíveis (2018 e 2019)
3. Utilizar os dados da RAIS referentes ao número de empresas com ao menos um funcionário
4. Cálculo do indicador:

$$Patentes = \frac{PI + MU + CA}{n^{\circ} \text{ empresas com pelo menos 1 funcionário}} \cdot \frac{1}{1000} \quad (11)$$

2.5.2.2 Indicador Tamanho da Indústria Inovadora

Informações	
Fonte	http://pdet.mte.gov.br/microdados-rais-e-caged
Período	2020
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	CNAE_2, agrupamento das observações dos microdados dos empregadores e dos vínculos
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

1. Obter número de empresas de Indústria Inovadora nos municípios:
 - Foi selecionado manualmente a lista das indústrias inovadoras do Manual do ICE de 2023;
 - Para obter dados de quantidade de empresas de Indústria Inovadora da RAIS foi criada uma *query* em SQL para importar a RAIS do *data lake* público Base dos Dados;
2. Obter para cada município o número total de empresas com pelo menos um funcionário;
 - Assim como o anterior foi utilizado os dados da RAIS importados do *data lake* público Base dos Dados, contudo foi criada uma diferente *query* para coletar o número total de empresas com pelo menos um funcionário.
3. Calcular indicador para cada município de acordo com a seguinte fórmula:

$$Tamanho \text{ da Indústria Inovadora} = \frac{n^{\circ} \text{ de empresas industria inovadora}}{n^{\circ} \text{ empresas com pelo menos 1 funcionário}} \quad (12)$$

2.5.2.3 Indicador Tamanho da Economia Criativa

Informações	
Fonte	http://pdet.mte.gov.br/microdados-rais-e-caged
Período	2020
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	CNAE_2, agrupamento das observações dos microdados dos empregadores e dos vínculos
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

1. Obter número de empresas de economia criativa nos municípios:
 - Foi selecionado manualmente a lista das empresas de economia criativa do Manual do ICE de 2023;
 - Para obter dados de quantidade de empresas de economia criativa da RAIS foi criada uma *query* em SQL para importar a RAIS do *data lake* público Base dos Dados;
2. Obter para cada município o número total de empresas com pelo menos um funcionário;
 - Assim como o anterior foi utilizado os dados da RAIS importados do *data lake* público Base dos Dados, contudo foi criada uma diferente *query* para coletar o número total de empresas com pelo menos um funcionário.
3. Calcular indicador para cada município de acordo com a seguinte fórmula:

$$\text{Tamanho da Indústria Inovadora} = \frac{n^{\circ} \text{ de empresas eco criativa}}{n^{\circ} \text{ empresas com pelo menos 1 funcionário}} \quad (13)$$

2.5.2.4 Indicador Tamanho das Empresas TIC

Informações	
Fonte	http://pdet.mte.gov.br/microdados-rais-e-caged
Período	2020
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	CNAE_2, agrupamento das observações dos microdados dos empregadores e dos vínculos
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

1. Obter número de empresas TIC nos municípios:
 - Foi selecionado manualmente a lista das empresas TIC do Manual do ICE de 2023;
 - Para obter dados de quantidade de empresas TIC da RAIS foi criada uma *query* em SQL para importar a RAIS do *data lake* público Base dos Dados;

2. Obter para cada município o número total de empresas com pelo menos um funcionário;
- Assim como o anterior foi utilizado os dados da RAIS importados do *data lake* público Base dos Dados, contudo foi criada uma diferente *query* para coletar o número total de empresas com pelo menos um funcionário.
3. Calcular indicador para cada município de acordo com a seguinte fórmula:

$$Tamanho\ da\ Indústria\ Inovadora = \frac{n^o\ de\ empresas\ TIC}{n^o\ empresas\ com\ pelo\ menos\ 1\ funcionário} \quad (14)$$

2.6 Determinante Capital Humano

- [Clique aqui](#) para ver o script do Capital Humano.

2.6.1 Subdeterminante Acesso e Qualidade da Mão de Obra Básica

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Acesso e Qualidade da Mão de Obra Básica.

2.6.1.1 Indicador Nota do Ideb

	Informações
Fonte	http://ideb.inep.gov.br/
Período	2019
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	Nota do IDEB
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

- Como o IDEB é uma prova binual ainda não foram disponibilizados os microdados para o ano de 2021, portanto para esse indicador foi utilizado os mesmos valores do ICE 22.

2.6.1.2 Indicador Proporção de Adultos com Pelo Menos o Ensino Médio Completo

	Informações
Fonte	https://www.gov.br/inep/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/microdados/enem
Período	2021
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	“Q001”; “Q002”
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não e aparentemente não sofreu grandes perdas de dados com nova LPGD

- Este indicador é a média simples de dois dados:

1. A razão entre o número de inscritos no ENEM no município que declararam ter pai com pelo menos ensino médio completo e total de inscritos no município;
 2. A razão entre o número de inscritos no ENEM no município que declararam ter mãe com pelo menos ensino médio completo e total de inscritos no município.
- Para acessar esses microdados, foi preciso entrar no site do INEP e importá-los “manualmente”. O dado mais recente para esse indicador foi para o ano de 2021, o que comparado ao dado usado no ICE 22 foram 2 anos de diferença. Isso ocorreu porque devido a pandemia de Covid-19, tanto o ENEM 2020 e o ENEM 2021 foram no mesmo ano, sendo eles respectivamente, no começo e final do ano.

2.6.1.3 Indicador Taxa Líquida de Matrícula no Ensino Médio

Informações	
Fonte	https://www.gov.br/inep/pt-br/aceso-a-informacao/dados-abertos/microdados/censo_escolar
Período	2021
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	“QT_MAT_MED”
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Sim, devido à LGPD houve a perda dos dados mais específicos dos alunos o que não permite que esse indicador seja calculado da mesma forma que era calculado na edição do ICE de 2022

- Este indicador passou a ser construído agora a partir da razão de dois dados:
 1. A quantidade total de matrículas no ensino médio²;
 2. A população atualizada entre 15 e 17 anos do município.
- Para acessar esses microdados, foi preciso entrar no site do INEP e importá-los “manualmente”. O dado mais recente para esse indicador foi para o ano de 2021.

$$Taxa\ Líquida\ de\ Matrícula\ Ensino\ Médio = \frac{N^o\ total\ matrículas\ EM}{Pop.\ 15\ 17} \quad (15)$$

2.6.1.4 Indicador Nota Média no Enem

Informações	
Fonte	https://www.gov.br/inep/pt-br/aceso-a-informacao/dados-abertos/microdados/enem
Período	2021
Cidades faltantes	-

²Com a LGPD, como não temos mais os dados específicos dos alunos, não podemos saber com certeza qual a quantidade de alunos entre 15 e 17 anos que estão no Ensino Médio, somente o valor geral de matrículas nessa etapa do ensino.

	Informações
Variável de Interesse	“NU_NOTA_CH”; “NU_NOTA_CN”; “NU_NOTA_LC”; “NU_NOTA_MT”; “NU_NOTA_REDACAO”
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não e aparentemente não sofreu grandes perdas de dados com nova LPGD

- Esse indicador foi somente a média simples das notas das 5 provas do ENEM para cada aluno e depois foi calculada a nota média municipal do ENEM. De modo que:

$$Nota\ ENEM_{inscrição} = \frac{Nota\ CH + Nota\ CN + Nota\ LC + Nota\ MT + Nota\ Redação}{5} \quad (16)$$

$$Nota\ ENEM_{município} = \frac{Nota\ ENEM_{inscrição}}{N^o\ Total\ de\ Inscrições\ no\ ENEM} \quad (17)$$

- Observação: Foi dropado da amostra todos os missing values da amostra, para que caso um indivíduo não tenha ido para um dos dias de aplicação da prova ele não receba nota 0 em duas (ou mais provas), puxando assim a média para baixo e viesando os dados.

2.6.1.5 Indicador Proporção de Matriculados no Ensino Técnico e Profissionalizante

	Informações
Fonte	https://www.gov.br/inep/pt-br/aceso-a-informacao/dados-abertos/microdados/censo_escolar
Período	2021
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	“QT_MAT_PROF_TEC”
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não, para esse dado aparentemente não houve grandes perdas devido à nova LPGD

- Este indicadoré construído a partir da razão de dois dados:
 1. A quantidade total de matrículas no no Ensino Técnico e Profissionalizante;
 2. A população atualizada acima de 15 anos do município.
- Para acessar esses microdados, foi preciso entrar no site do INEP e importá-los “manualmente”. O dado mais recente para esse indicador foi para o ano de 2021.

2.6.2 Subdeterminante Acesso e Qualidade da Mão de Obra Qualificada

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Acesso e Qualidade da Mão de Obra Qualificada.

2.6.2.1 Indicador Proporção de Adultos com Pelo Menos o Ensino Superior Completo

	Informações
Fonte	https://www.gov.br/inep/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/microdados/enem
Período	2021
Cidades faltantes	-
Variável de Interesse	“Q001”; “Q002”
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não e aparentemente não sofreu grandes perdas de dados com nova LPGD

- Este indicador é a média simples de dois dados:
 1. A razão entre o número de inscritos no ENEM no município que declararam ter pai com pelo menos ensino superior completo e total de inscritos no município;
 2. A razão entre o número de inscritos no ENEM no município que declararam ter mãe com pelo menos ensino superior completo e total de inscritos no município.
- Para acessar esses microdados, foi preciso entrar no site do INEP e importá-los “manualmente”. O dado mais recente para esse indicador foi para o ano de 2021, o que comparado ao dado usado no ICE 22 foram 2 anos de diferença. Isso ocorreu porque devido a pandemia de Covid-19, tanto o ENEM 2020 e o ENEM 2021 foram no mesmo ano, sendo eles respectivamente, no começo e final do ano.

2.6.2.2 Indicador Proporção de Alunos Concluintes em Cursos de Alta Qualidade

	Informações
Fonte	https://www.gov.br/inep/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/indicadores-educacionais/indicadores-de-qualidade-da-educacao-superior
Período	2017; 2018; 2019
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não, foi utilizado o mesmo do ICE 22

- Desde a última edição do ICE não houve atualização desses dados, portanto, foi utilizado o do ano passado.

2.6.2.3 Indicador Custo Médio de Salários de Dirigentes

	Informações
Fonte	http://pdet.mte.gov.br/microdados-rais-e-caged
Período	2020
Cidades faltantes	-

	Informações
Variável de Interesse	cbo_2002, valor_remuneracao_media
Efeito	Negativo
Problemas com a coleta	Não

Para esse indicador, foi utilizado somente os dados da RAIS importados pelo *data lake* público da Base Dos Dados. Foi criado uma *query* para importação dos dados, com a relação dos salários dos dirigentes, segundo o critério da CBO 2002, e o número total de dirigentes no município, para encontrar a média salarial.

2.7 Determinante Cultura

- [Clique aqui](#) para ver o script do Determinante Infraestrutura.

2.7.1 Subdeterminante Iniciativa

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Iniciativa.

2.7.1.1 Indicador Pesquisas Empreendedora

	Informações
Fonte	https://trends.google.com/trends/?geo=BR
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Nenhum problema na coleta, os indicadores do determinante de cultura possuem valor 0 para a maioria dos municípios.

2.7.1.2 Indicador Pesquisas Empreendedorismo

	Informações
Fonte	https://trends.google.com/trends/?geo=BR
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Nenhum problema na coleta, os indicadores do determinante de cultura possuem valor 0 para a maioria dos municípios.

2.7.1.3 Indicador Pesquisas MEI

	Informações
Fonte	https://trends.google.com/trends/?geo=BR
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Nenhum problema na coleta, os indicadores do determinante de cultura possuem valor 0 para a maioria dos municípios.

2.7.2 Subdeterminante Instituições

- [Clique aqui](#) para ver o script do Subdeterminante Instituições.

2.7.2.1 Indicador Pesquisas SEBRAE

	Informações
Fonte	https://trends.google.com/trends/?geo=BR
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Nenhum problema na coleta, os indicadores do determinante de cultura possuem valor 0 para a maioria dos municípios.

2.7.2.2 Indicador Pesquisas Franquia

	Informações
Fonte	https://trends.google.com/trends/?geo=BR
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Nenhum problema na coleta, os indicadores do determinante de cultura possuem valor 0 para a maioria dos municípios.

2.7.2.3 Indicador Pesquisas Simples Nacional

	Informações
Fonte	https://trends.google.com/trends/?geo=BR

	Informações
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Nenhum problema na coleta, os indicadores do determinante de cultura possuem valor 0 para a maioria dos municípios.

2.7.2.4 Indicador Pesquisas SENAC

	Informações
Fonte	https://trends.google.com/trends/?geo=BR
Período	2021
Cidades faltantes	-
Efeito	Positivo
Problemas com a coleta	Não

Nenhum problema na coleta, os indicadores do determinante de cultura possuem valor 0 para a maioria dos municípios.

3 Tratamentos e Análise de Componentes Principais

3.1 Tratamentos

- [Clique aqui](#) para ver o script das Funções de Tratamento dos Dados.

3.1.1 Padronização

- Indicador padronizado (I_i^*):

$$I_i^* = \frac{I_i - \bar{I}}{DP(I)} \quad (18)$$

- Subdeterminante padronizado (S_i^*):

$$S_i^* = \frac{S_i - \bar{S}}{DP(S)} \quad (19)$$

- Determinante padronizado (D_i^*):

$$D_i^* = \frac{D_i - \bar{D}}{DP(D)} \quad (20)$$

3.2 Análise de Componentes Principais

- [Clique aqui](#) para ver o script da Análise de Componentes Principais.

Diferente das edições 2020 e 2022, a análise de componentes principais (PCA) foi realizada no R, principalmente utilizando o pacote `psych`. Foi gerado sete fatores, cujos autovalores (*eigenvalues*) mostram o quanto de variância é explicada por cada fator. A recomendação é de se selecionar os fatores cujo os autovalores seja ≥ 1 , contudo, percebemos que o 3º fator estava muito próximo de 1, como pode-se observar na figura 1.

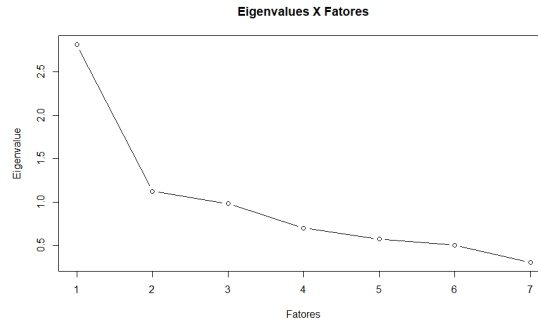


Figura 1:

Então ao gerar as cargas fatoriais, utilizando o comando `principal()` (Tabela 2), o resultado do comando traz um teste de hipótese que confirma que os 3 compentes são suficientes, sob nível de 5% de significância. Além disso, têm-se que essas cargas apresentam as correlações entre as variáveis originais e os fatores. Assim, quanto maior o valor absoluto carga fatorial, maior será a correlação com o fator. Valores negativos representam impacto inverso no fator.

Tabela 2: Cargas Fatoriais:

Variável	PC1	PC2	PC3	h ²	u ²	com
Índice de Acesso a Capital	0.72	0.16	-0.24	0.61	0.394	1.3
Índice de Ambiente Regulatório	0.05	0.76	0.56	0.89	0.107	1.9
Índice de Capital Humano	0.64	-0.29	-0.18	0.53	0.470	1.6
Índice de Cultura	0.14	-0.65	0.71	0.94	0.058	2.1
Índice de Infraestrutura	0.73	-0.03	0.02	0.53	0.466	1.0
Índice de Inovação	0.85	0.09	-0.08	0.73	0.271	1.0
Índice de Mercado	0.78	0.10	0.26	0.69	0.310	1.3

Ademais, observando a tabela 3, percebe-se que esses três fatores juntos representam 70% do total da variância dos dados (*Cumulative Var*).

Tabela 3: Cargas Fatoriais: Descritivas

	PC1	PC2	PC3
SS loadings	2.82	1.13	0.98
Proportion Var	0.40	0.16	0.14
Cumulative Var	0.40	0.56	0.70

	PC1	PC2	PC3
Proportion Explained	0.57	0.23	0.20
Cumulative Proportion	0.57	0.80	1.00

Em seguida, é feito o processo de rotação fatorial, acrescentando ao comando `principal()`, a o argumento `rotate = 'quartimax'`, comando análogo ao `rotate` do Stata. Esse processo, trata-se de um ajuste aos eixos fatoriais para facilitar a sua interpretação. Os resultados pós-rotação estão nas tabelas 4 e 5 e possuem análise similar a anterior. Importante ressaltar que mesmo após a rotação, ainda foi mantido o mesmo número de fatores com base no teste de hipótese.

Tabela 4: Cargas Fatoriais Rotacionadas

Variável	RC1	RC2	RC3	h ²	u ²	com
Índice de Acesso a Capital	0.75	-0.02	-0.22	0.61	0.394	1.2
Índice de Ambiente Regulatório	0.05	0.94	-0.05	0.89	0.107	1.0
Índice de Capital Humano	0.64	-0.33	0.10	0.53	0.470	1.6
Índice de Cultura	0.05	-0.05	0.97	0.94	0.058	1.0
Índice de Infraestrutura	0.72	0.00	0.11	0.53	0.466	1.0
Índice de Inovação	0.85	0.03	-0.02	0.73	0.271	1.0
Índice de Mercado	0.76	0.25	0.25	0.69	0.310	1.4

Tabela 5: Cargas Fatoriais Rotacionadas: Descritivas

	RC1	RC2	RC3
SS loadings	2.80	1.07	1.06
Proportion Var	0.40	0.15	0.15
Cumulative Var	0.40	0.55	0.70
Proportion Explained	0.57	0.22	0.21
Cumulative Proportion	0.57	0.79	1.00

Tabela 6: Cargas Fatoriais Rotacionadas: Matriz de correlação

	RC1	RC2	RC3
RC1	0.99	0.01	0.09
RC2	0.05	0.76	-0.63
RC3	-0.08	0.64	0.77

3.2.1 Teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)

Após a análise de componentes principais, foi testado se a nossa amostra é adequada com um teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). Em resumo, para esse teste, têm-se valores entre zero e um de modo que quanto mais próximo de 1, mais adequado é a amostra. Em relação a amostra trabalhada, temos que ela possui um resultado geral de 0.76, o que indica que a amostra é muito adequada.

Tabela 7: Teste de KMO

Variável	KMO
Índice de Acesso a Capital	0.83
Índice de Ambiente Regulatório	0.43
Índice de Capital Humano	0.77
Índice de Cultura	0.43
Índice de Infraestrutura	0.82
Índice de Inovação	0.74
Índice de Mercado	0.73
Overall MSA	0.76

Em sequência, é calculada os *scores* para os fatores para cada cidade através do comando `predict.psych()`. Os scores são calculados usando as cargas fatoriais como base para o cálculo de coeficientes de uma regressão padrão. Vejamos o coeficiente:

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum(X_i - \bar{X})^2} \quad (21)$$

Por fim, é criado o Índice das Cidades Empreendedoras, somando os scores para os três fatores gerados pela análise fatorial e, posteriormente, padronizando essa soma (assim como feito para os determinantes e subdeterminantes). Os resultados dos scores para os três fatores estão dispostos, na seção de [ranking](#).

3.3 Análise de Componentes principais: Cultura

Foi pedido também para fazer o cálculo do Índice duas vezes, um com o resultado do determinante Cultura como foi proposto para essa edição e outro com foi feito na edição passada. Como os resultados, testes e interpretações dos resultados estão bem similares e seguem o mesmo raciocínio foi somente dispostos os resultados obtidos.

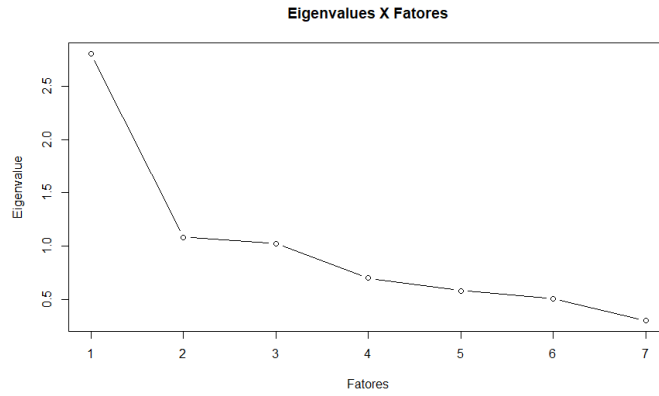


Figura 2:

Tabela 8: Cargas Fatoriais

Variável	PC1	PC2	PC3	h ²	u ²	com
Índice de Acesso a Capital	0.73	-0.11	-0.17	0.57	0.427	1.2
Índice de Ambiente Regulatório	0.06	0.79	-0.52	0.90	0.099	1.7
Índice de Capital Humano	0.64	-0.28	0.20	0.53	0.472	1.6
Índice de Cultura	0.05	0.54	0.81	0.95	0.046	1.7
Índice de Infraestrutura	0.73	0.02	0.09	0.54	0.458	1.0
Índice de Inovação	0.85	-0.05	-0.11	0.73	0.266	1.0
Índice de Mercado	0.78	0.27	0.02	0.68	0.321	1.2

Tabela 9: Cargas Fatoriais: Descritivas

	PC1	PC2	PC3
SS loadings	2.81	1.08	1.02
Proportion Var	0.40	0.15	0.15
Cumulative Var	0.40	0.56	0.70
Proportion Explained	0.57	0.22	0.21
Cumulative Proportion	0.57	0.79	1.00

Tabela 10: Cargas Fatoriais Rotacionadas

Variável	RC1	RC2	RC3	h ²	u ²	com
Índice de Acesso a Capital	0.74	0.01	-0.18	0.57	0.427	1.1
Índice de Ambiente Regulatório	0.05	0.95	0.00	0.90	0.099	1.0
Índice de Capital Humano	0.64	-0.34	0.04	0.53	0.472	1.5
Índice de Cultura	0.01	0.00	0.98	0.95	0.046	1.0

Variável	RC1	RC2	RC3	h ²	u ²	com
Índice de Infraestrutura	0.73	-0.03	0.11	0.54	0.458	1.1
Índice de Inovação	0.85	0.03	-0.09	0.73	0.266	1.0
Índice de Mercado	0.77	0.22	0.19	0.68	0.321	1.3

Tabela 11: Cargas Fatoriais Rotacionadas: Descritivas

	RC1	RC2	RC3
SS loadings	2.80	1.06	1.04
Proportion Var	0.40	0.15	0.15
Cumulative Var	0.40	0.55	0.70
Proportion Explained	0.57	0.22	0.21
Cumulative Proportion	0.57	0.79	1.00

Tabela 12: Cargas Fatoriais Rotacionadas: Matriz de correlação

	RC1	RC2	RC3
RC1	0.99	0.01	0.03
RC2	-0.03	0.84	0.55
RC3	-0.02	-0.55	0.83

3.3.1 Teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)

Tabela 7: Teste de KMO

Variável	KMO
Índice de Acesso a Capital	0.84
Índice de Ambiente Regulatório	0.43
Índice de Capital Humano	0.78
Índice de Cultura	0.29
Índice de Infraestrutura	0.82
Índice de Inovação	0.73
Índice de Mercado	0.73
Overall MSA	0.76

4 Correlação com o ICE2022

	Correlação 2022-2023	p-valor
Índice de Acesso a Capital	0.351648224	0.000311057
Índice de Ambiente Regulatório	-0.07029703	0.48483482
Índice de Capital Humano	0.12446127	0.214946123
Índice de Cultura	-0.191204171	0.055445229
Índice de Infraestrutura	-0.046709377	0.642766908
Índice de Inovação	0.154199185	0.123653698
Índice de Mercado	-0.026057076	0.795901663
Índice Cidades Empreendedoras	0.033221895	0.741542681

5 Ranking

Município	UF	RC1	RC2	RC3	ICE
Jundiaí	SP	0.989072329400053	0.153502820622599	4.13430703886108	9.04660935223397
São Paulo	SP	4.24950137986579	1.40748209358945	-	8.86997916897514
				0.686033736126005	
Cascavel	PR	0.523644537458409	0.991394117382424	3.17781155835518	8.70941833385531
Taboão da Serra	SP	-	-	5.36226140240815	8.68237629079987
		0.0073775790386098	0.708871802686014		
Niterói	RJ	1.34238393488387	1.81984047168971	0.0970293092813957	7.88173101020616
Rio de Janeiro	RJ	1.31585169032981	2.21871294275043	-	7.58997859582471
				0.780640922164835	
São José dos Campos	SP	0.90523800642874	-	1.86731175200686	7.54973731862443
			0.0883259841925252		
São José dos Pinhais	PR	0.535069384245411	1.94729279952586	0.010320252025437	7.43915087531148
Goiânia	GO	0.491313663290772	2.2328956521007	-	7.3451427858676
				0.394353666834043	
Praia Grande	SP	-	1.12703609203466	1.24106669065187	7.22520890678966
		0.24597870624092			
Joinville	SC	0.925916871834568	1.36947845153312	-0.2718964236816	7.16826763443868
Boa Vista	RR	-	0.868174938359331	1.64384164779069	7.14528956481187
		0.52831687051741			
Palmas	TO	-	-	2.56705426074045	7.07984530438966
		0.168447814795451	0.528259514427425		
Macapá	AP	-	1.66411363741453	1.17788978401217	7.04150184666769
		1.03806930682144			
Caxias do Sul	RS	0.92927197220653	0.861925505822368	-	6.88233233360984
				0.262953047055848	
Gravataí	RS	-	1.49076670457525	0.416846321797867	6.86542148428277
		0.408659045633679			

Município	UF	RC1	RC2	RC3	ICE
Aparecida de Goiânia	GO	- 0.781492576894623	2.1689497257729	0.0758945289961992	6.84486648513992
Piracicaba	SP	1.18681053144614	- 0.238560724058526	0.373283696897886	6.76298772444234
São Bernardo do Campo	SP	1.2247636140447	- 0.229149429632175	0.307329988875233	6.75225516918674
Franca	SP	0.353055463346142	- 0.42233024443534	1.36222330950562	6.74648418092955
Santo André	SP	0.763193580241076	- 0.391237049288783	0.840548740507675	6.70004024487125
Diadema	SP	0.512516663512028	0.308110676282696	0.359699212659778	6.68146185279127
Brasília	DF	1.68134437324094	- 1.07291046066506	0.429389854264528	6.5991878311567
Florianópolis	SC	1.98802639976217	- 0.28660291885901	- 0.678168594251631	6.59077648425786
Canoas	RS	0.0556900418713654	0.825166884446294	0.0578258124902221	6.54194873193439
Osasco	SP	1.90068331773917	- 0.154507395617288	- 0.80812561853365	6.54158359529007
Londrina	PR	0.463983911509056	0.84773926326201	- 0.497152984116524	6.47029231884824
Limeira	SP	1.11084065644073	- 0.761213197150715	0.434721320061082	6.45284397889691
Serra	ES	- 0.318184945297699	1.24622448869924	- 0.214146729777648	6.41216620811829
Mogi das Cruzes	SP	0.261295206361302	0.0222632914678812	0.309815134253958	6.34258442621323
Betim	MG	- 0.254235936234423	1.20308263129608	- 0.361420024072997	6.33915094662447
Campos dos Goytacazes	RJ	- 0.230681978315425	0.890142551239441	- 0.130399215517065	6.30545371711673
Mauá	SP	- 0.212310974474888	0.481067882602575	0.19110649393467	6.26550225897116
Suzano	SP	- 0.020988972906134	0.0794963705366553	0.3784133604729	6.25225631730555
Manaus	AM	- 0.702726730057028	1.54050031246251	- 0.429563722077802	6.23568007274605
Uberlândia	MG	0.616427084895699	0.192661268049054	- 0.402980876265132	6.2344662609809
Porto Velho	RO	- 0.353636197413859	1.34329981129211	- 0.621169743295264	6.21275003537582
Maringá	PR	0.825748424241857	- 0.149908153403163	- 0.341833945197003	6.19283864202027

Município	UF	RC1	RC2	RC3	ICE
Contagem	MG	-	1.25228963499274	-	6.16526974374897
		0.568791980705873		0.397242061159765	
Cuiabá	MT	0.284426689033389	-	0.203430060672248	6.1440986635879
			0.238270543068625		
Santa Maria	RS	0.739215824230957	-	-	6.14384901396991
			0.0604559744009513	0.429606049015432	
Sorocaba	SP	1.04884761941741	-	0.298507933566705	6.12251022501504
			1.13516161881137		
Curitiba	PR	2.06353705134997	-	-	6.12068078164906
			0.583012037334392	1.27149976870228	
Blumenau	SC	0.480906909073855	0.162386487353885	-	6.08352654409737
				0.498621178270454	
Ponta Grossa	PR	0.228432522242611	0.160347640670535	-	6.05511312676085
				0.293321427199367	
Campinas	SP	1.6069458196829	-	-	6.05022597695785
			1.02886117205267	0.491090703679459	
Uberaba	MG	0.0188045502388962	0.404980940352436	-	6.03766239671706
				0.358552305942571	
Cariacica	ES	-	1.14140421292143	-	6.02731364730992
		0.815235506932938		0.278860081107695	
Porto Alegre	RS	1.71274526164176	-	-	6.00656752773884
			0.542333168590085	1.15903680132788	
São João de Meriti	RJ	-	-	2.08009582906435	5.99995941858293
		1.41665685924231	0.66350925889826		
Guarulhos	SP	0.649557842277622	-	-	5.96513414392624
			0.574898007140004	0.135049269306748	
Ribeirão Preto	SP	0.736907359694961	-	-	5.96404128488987
			0.326393321699047	0.472796359541553	
Fortaleza	CE	-	0.948712102180175	-	5.95871752443536
		0.417048119115766		0.60316732820459	
Bauru	SP	0.290491343696053	-	0.302504402919265	5.89997446100699
			0.766245062205679		
Anápolis	GO	-	0.625354137558255	-	5.89472000905253
		0.413306343062347		0.394398087837314	
Pelotas	RS	-	-	0.0443815363501839	5.81939486438304
		0.046965267336914	0.310233540009712		
Várzea Grande	MT	-	0.426491891449053	-	5.79223245874305
		0.421166251045208		0.365189578024546	
João Pessoa	PB	-	0.0446176074823437	-	5.78590224011193
		0.388803880826196		0.0266419245689672	
Belo Horizonte	MG	1.59447769662262	-	-	5.76219138881148
			0.829373981659527	1.17700031201899	

Município	UF	RC1	RC2	RC3	ICE
Petrópolis	RJ	- 0.495436678668206	0.475780572080893	- 0.419398462183851	5.74651172653103
Camaçari	BA	- 0.408340380917971	0.327213664784242	- 0.391377052951583	5.72719982172548
Paulista	PE	-1.3393990483273	0.79023536421629	0.0722126671124708	5.72463220194563
São José do Rio Preto	SP	0.675437279487066	- 0.760784107234099	- 0.455333716349025	5.68783794232055
São Gonçalo	RJ	- 1.45203562506498	1.41632292076754	- 0.540472031805629	5.66733958750794
Teresina	PI	- 0.422129520169635	- 0.961955088151895	0.779477049637655	5.65092966323978
Taubaté	SP	0.123359148738733	- 1.19674920141925	0.41114667346051	5.61765360673828
Santos	SP	0.547329087101924	- 0.888024415026333	- 0.359539643182926	5.59571915093519
Sumaré	SP	- 0.45764622922017	- 0.0412775163037934	- 0.290326086322896	5.54432639712535
Vitória	ES	1.10447392600676	- 1.08558392013206	- 0.820121566028948	5.53740874306172
Itaquaquecetuba	SP	0.143472593618739	- 0.922005360643163	- 0.0508136562640439	5.52117661926295
Vila Velha	ES	- 0.10941115442355	- 0.409040333793696	- 0.329492687018007	5.51043920217015
Jaboatão dos Guararapes	PE	- 1.38816815533979	1.02615210151437	- 0.497167892106221	5.50394991753296
Campo Grande	MS	- 0.0791843924932163	- 0.407902799679268	- 0.397408234931617	5.48933632706445
Caucaia	CE	- 1.61361915575038	1.02575561758418	- 0.469710361839547	5.38940942414376
Guarujá	SP	- 0.467530338285621	- 0.173982743107783	- 0.424471517463834	5.38455350489778
São Luís	MA	- 0.587056807039982	- 0.692916555320053	0.163745259421	5.35554540429112
Nova Iguaçu	RJ	- 0.993635012211149	0.302997162576262	- 0.453534448547303	5.3394118156452
Campina Grande	PB	0.0286841444645866	- 0.462147609267745	- 0.726426758028667	5.33033706761763
Duque de Caxias	RJ	- 0.666548775012014	- 0.154025112725514	- 0.398496956876748	5.29616911970072
Marabá	PA	- 1.07272279369037	0.329268894887341	- 0.499624410042643	5.28230840376417

Município	UF	RC1	RC2	RC3	ICE
Aracaju	SE	- 0.896485031435887	- 0.986028938455264	0.530467068455036	5.21939535749886
Salvador	BA	- 0.572606759431943	- 0.0486268938698163	- 0.738298158031587	5.21507394275483
Belford Roxo	RJ	-1.6484682668306	0.699114687755676	- 0.529805301084057	5.14600722236599
Feira de Santana	BA	- 0.85523802398714	- 0.13263124062183	- 0.523831318336449	5.12721926150235
Recife	PE	0.283468534454424	- 1.18650456070439	- 0.682284546298585	5.08471474068724
Juiz de Fora	MG	0.219303760096153	- 1.55924283664097	- 0.388142503622768	5.00229163450861
Santarém	PA	- 1.37756112874159	0.0748394178067127	- 0.549147628324055	4.93082273847484
Ribeirão das Neves	MG	- 1.44004210592976	- 0.0075365771625013	- 0.588891224662176	4.8242435505614
Montes Claros	MG	- 0.543391921670069	- 1.13591399187399	- 0.403891411451548	4.79726546363867
Ananindeua	PA	- 1.46405940135902	- 0.82712566691305	0.1934254627654	4.7888579270656
Petrolina	PE	- 0.975601019517402	- 0.814269752251668	- 0.42967836643557	4.71854270757795
Mossoró	RN	- 0.469298322378844	- 1.45401338921836	- 0.410951358930065	4.65231258787168
Rio Branco	AC	- 0.894380102058997	- 0.938963444893284	- 0.514812477524465	4.64429148716911
Caruaru	PE	- 1.11460550771484	- 0.870269836845964	- 0.57276891397747	4.52334339884162
Vitória da Conquista	BA	- 1.15243643869359	- 0.87746863841493	- 0.533409223943018	4.52006979827028
Maceió	AL	- 1.04066142585618	- 0.913040224827519	- 0.671155198601142	4.48453819148116
Natal	RN	- 0.530044372032459	- 2.11139542475174	0.011731296050096	4.48173708921092
Olinda	PE	-1.3163620802365	- 0.761914749026763	- 0.639517230684647	4.43088086788711
Carapicuíba	SP	- 0.254883588637042	- 2.27532210462775	- 0.280923615924885	4.37699373661249
Belém	PA	- 0.722707392436674	- 2.17974538082496	- 0.19560603051464	4.21133491567448

Município	UF	RC1	RC2	RC3	ICE
São Vicente	SP	-	-	-	4.11921400172022
		1.15168920329571	1.60855346872849	0.497374235160513	

Apêndice

Scripts

A maior parte dos scripts foram feitos em Python, mas também foram utilizadas outras linguagens de programação como R e SQL.

- Pacotes utilizados no Python para a coleta de dados

```
import pandas as pd
import numpy as np
from funcs import * # Importando as funções de tratamento criadas
from functools import reduce
import basedosdados as bd # data lake público
```

Funções de tratamento dos dados

- Para retornar ao relatório dos Tratamentos [clique aqui](#).

```
# 3.1. Tratamento para Indicadores com Impacto Negativo no Empreendedorismo
def negative(series):

    series = 1/series

    return series.replace(np.inf, 0)
```

Tratamento para Indicadores com Impacto Negativo no Empreendedorismo

```
# 3.2. Tratamento para Observações Faltantes (missing data)

def missing_data(df):

    ind = pd.read_excel('Arquivos ICE - 23/Ind_Originais_ICE_2022.xlsx')
    ind.columns = ind.iloc[1]
    ind.columns.values[0] = 'Município'
    ind = ind.set_index('Município')
```

```

ind = ind.tail(101)

for c in df.columns:
    if c in ind.columns:
        if df[c].isna().sum()/len(df) > 0.3:
            df[c].fillna(ind[c], inplace=True)

    df[c] = df[c].fillna(0)

return df

```

Tratamento para Observações Faltantes (missing data)

3.3. Tratamento para Valores Extremos

```

def extreme_values(df):

    for c in df.columns:

        df_sort = np.argsort(df[c])

        top_values = df_sort[-3:]
        bottom_values = df_sort[:3]
        removed = []

        if top_values[-1] > 5*np.mean(top_values[:-1]):
            removed.append(top_values[-1])

        if bottom_values[0] > 5*np.mean(bottom_values[1:]):
            removed.append(bottom_values[0])

        for r in df.index:
            if df.loc[r,c] in removed:
                df.at[r,c] = 0

    return df

```

Tratamento para Valores Extremos

3.4. Padronização de Indicadores

```

def normalize(series):
    return (series - series.mean())/series.std()

def create_subindex(df, subdet):

    i_name = 'Índice de '+subdet

    if i_name not in df.columns:
        norm_data = df.apply(lambda x: normalize(x), axis=0)
        df[i_name] = normalize(norm_data.sum(axis=1)) + 6

    return df

def create_detindex(df, det):

    d_name = 'Índice de ' + det
    det_df = pd.DataFrame()

    if d_name not in df.columns:
        for i in (df.columns.levels[0]):
            det_df[i] = df[i,(df[i].columns[-1])]

        det_df = det_df.apply(lambda x: normalize(x), axis=0)
        det_df[d_name] = normalize(det_df.sum(axis=1)) + 6
        df[d_name] = det_df[d_name]

    return df

```

Padronização de Indicadores

Amostra

```

# Leitura da base
df = pd.read_excel('POP2021_20220711.xls', 'Municípios')
df = df.head(-32)
df.columns = df.iloc[0]
df = df.drop(0)
df.index = range(len(df))
for i in range(len(df)):
    if type(df.iloc[i]['POPULAÇÃO ESTIMADA']) == str:
        pop = int(df.iloc[i]['POPULAÇÃO ESTIMADA'].split('(')[0].replace('.', ''))
        df.at[i, 'POPULAÇÃO ESTIMADA'] = pop
top100 = df.sort_values(by=['POPULAÇÃO ESTIMADA'], ascending=False).head(101)

```

```

# Tratando a base
am = pd.read_excel('Amostra.xlsx')
for i in range(len(am)):
    name = am['Município'][i].split('-')[0].strip()
    am.at[i, 'Município'] = name

def Union(lst1, lst2):
    final_list = list(set(lst1) | set(lst2))
    return final_list

final_sample = Union(am['Município'], top100['NOME DO MUNICÍPIO'])

for i in am['Município']:
    if i not in list(top100['NOME DO MUNICÍPIO']):
        print(i)

# Criando o arquivo
top100.to_csv('100-municipios.csv', index=False)

```

Determinante Ambiente Regulatório

- Para retornar ao relatório do Determinante Ambiente Regulatório [clique aqui](#).

```

# Criando o ambiente que criará o determinante
ambiente = {}

```

Subdeterminante Tempo de Processos

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Tempo de Processos [clique aqui](#).

```

## Indicando o Subdeterminante
subdet = 'Tempo de Processos'

##### Indicador Indicador Tempo de Viabilidade de Localização #####

# Looping para ler os 12 meses da variável de tempo de abertura da REDESIM
for i in list(range(1,13)):
    globals()[f"indicador_{i}"] = pd.read_excel(f'DETERMINANTE AMBIENTE REGULATÓRIO/REDESIM/tempos-ab
                                                header=1, usecols="I,R,AA,AB")

    pdList = []
    pdList.extend(value for name, value in locals().items() if name.startswith("indicador"))
    indicador = pd.concat(pdList, axis = 0)

# Tratando a base

```



```

indicador['Município'] = indicador['MUNICÍPIO'].str.upper().str.normalize('NFKD').str.encode('ascii',
indicador = database.merge(indicador, how='left', on=['Município', 'UF'])
indicador['Tempo de Viabilidade de Localização'] = indicador['QTDE. HH VIABILIDADE END']

##### Indicador Tempo de Registro, Cadastro e Viabilidade de Nome #####

indicador['Tempo de Registro, Cadastro e Viabilidade de Nome'] = indicador['QTDE. HH. LIBERAÇÃO DBE']
indicador = indicador.groupby(['Município', 'UF']).mean()
indicador = indicador.fillna(0)

del indicador['QTDE. HH VIABILIDADE END']
del indicador['QTDE. HH. LIBERAÇÃO DBE']

##### Indicador Taxa de Congestionamento em Tribunais #####

var = ['novos', 'baixados', 'pendentes']
for i in list(range(0,3)):
    globals()[f"indicador_pro_{i}"] = pd.read_excel(f'DETERMINANTE AMBIENTE REGULATÓRIO/CNJ/{var[i]}')
    pd_List = []
    pd_List.extend(value for name, value in locals().items() if name.startswith("indicador_pro_"))
    indicador_pro = pd.concat(pd_List, axis = 0)

indicador_pro['Município'] = indicador_pro['Tribunal município'].str.upper().str.normalize('NFKD').str
indicador_pro = database.merge(indicador_pro, how='left', on='Município')
indicador_pro = indicador_pro.pivot_table(index='Município', columns='Tipo variável', values='Indicad
indicador_pro['Taxa de Congestionamento em Tribunais'] = (1-(indicador_pro['BAIXADOS']/(indicador_pro

del indicador_pro['BAIXADOS']
del indicador_pro['NOVOS']
del indicador_pro['PENDENTES']

subdet_tempo = indicador.reset_index().merge(indicador_pro, how='inner', on='Município').set_index(['
subdet_tempo['Cod.IBGE'] = subdet_tempo['Cod.IBGE'].astype(str).str[:7]
amostra['Cod.IBGE'] = amostra['Cod.IBGE'].astype(str)
subdet_tempo = subdet_tempo.merge(amostra, how='right', on='Cod.IBGE')
interesse = ['NOME DO MUNICÍPIO', 'UF', 'Tempo de Viabilidade de Localização',
            'Tempo de Registro, Cadastro e Viabilidade de Nome', 'Taxa de Congestionamento em Tribuna
subdet_tempo = subdet_tempo[interesse].rename(columns={'NOME DO MUNICÍPIO': 'Município'})
subdet_tempo = subdet_tempo.set_index(['Município', 'UF'])

subdet_tempo['Tempo de Viabilidade de Localização'] = negative(subdet_tempo['Tempo de Viabilidade de
subdet_tempo['Tempo de Registro, Cadastro e Viabilidade de Nome'] = negative(subdet_tempo['Tempo de R
subdet_tempo['Taxa de Congestionamento em Tribunais'] = negative(subdet_tempo['Taxa de Congestionamen

```

```
# Tratamentos de para os missing e outliers
```

```
missing_data(subdet_tempo)
extreme_values(subdet_tempo)
```

```
# Criando o subdeterminante
```

```
create_subindex(subdet_tempo, subdet)
ambiente[subdet] = subdet_tempo
```

Subdeterminante Tributação

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Tributação [clique aqui](#).

```
# Indicando o Subdeterminante
```

```
subdet = 'Tributação'
```

```
## Tratamento inicial com os dados do SINCONFI
```

```
sinconfi_mun = pd.read_csv("DETERMINANTE AMBIENTE REGULATÓRIO/Sinconfi/finbra_mun.csv",
                           encoding='ISO-8859-1', sep=';', decimal=',')
sinconfi_uf = pd.read_csv("DETERMINANTE AMBIENTE REGULATÓRIO/Sinconfi/finbra_uf.csv",
                           encoding='ISO-8859-1', sep=';', decimal=',')
base = ``basedosdados.br_ibge_pib.municipio`
project_id = 'double-balm-306418'
var = ('id_municipio, pib')
database = database.reset_index()
cod_ibge = tuple(database['Cod.IBGE'].astype(str))
query = f'SELECT {var} FROM {base} WHERE ano = 2019 AND id_municipio IN {cod_ibge}'
pib_mun = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
```

```
# Função para calcular os indicadores de alíquota
```

```
def sinconfi(df1, df2, pib, imposto, var):
    df_mun = df1[df1['Conta'] == var]
    df_mun = df_mun[df_mun['Coluna'] == 'Receitas Brutas Realizadas']
    df_mun['Cod.IBGE'] = df_mun['Cod.IBGE'].astype(np.int64)
    df_mun = database.merge(df_mun, how='left', on = ['Cod.IBGE', 'UF'])
    df_mun = df_mun[['Município', 'UF', 'Valor']]
    df_mun = df_mun[(df_mun['Município'] != 'BRASILIA')]

    df_uf = df2[df2['Conta'] == var]
    df_uf = df_uf[df_uf['UF'] == 'DF']
    df_uf = df_uf[df_uf['Coluna'] == 'Receitas Brutas Realizadas']
    df_uf['Município'] = ['BRASILIA']
    df_uf = df_uf[['Município', 'UF', 'Valor']]
```

```

pib = pib.rename(columns={'id_municipio':'Cod.IBGE'}).astype(np.int64)
pib = database.merge(pib, how='left', on=['Cod.IBGE']).set_index(['Município','UF'])
df = df_mun.append(df_uf).merge(pib, how='left', on=['Município','UF']).reset_index(drop=True)
df[f'Alíquota Interna do {imposto}'] = df['Valor']/df['pib']

globals()[f'df_{imposto}'] = df.drop(['Valor','pib','Cod.IBGE'], axis=1)

##### Indicador Alíquota Interna do ICMS #####
sinconfi(sinconfi_mun,sinconfi_uf,pib_mun,imposto='ICMS',var='1.1.1.8.02.0.0 - Impostos sobre a Produ

##### Indicador Alíquota Interna do IPTU #####
sinconfi(sinconfi_mun,sinconfi_uf,pib_mun,imposto='IPTU',var='1.1.1.8.01.1.0 - Imposto sobre a Propri

##### Indicador Alíquota Interna do ISS #####
sinconfi(sinconfi_mun,sinconfi_uf,pib_mun,imposto='ISS',var='1.1.1.8.02.3.0 - Imposto sobre Serviços
df_ISS = df_ISS.fillna(0)

##### Indicador Qualidade de Gestão Fiscal #####
df_firjan = pd.read_excel("DETERMINANTE AMBIENTE REGULATÓRIO/Firjan/Firjan - Evolucao por Indicador 2
df_firjan['Município'] = df_firjan['Município'].str.upper().str.normalize('NFKD').str.encode('ascii',
df_firjan = database.merge(df_firjan, how='left', on = ['Município','UF']).fillna(0)
df_firjan = df_firjan.set_index(['Município','UF'])
df_firjan = df_firjan['IFGF 2020'].to_frame()
df_firjan = df_firjan.replace(to_replace=r'nd',value=0,regex=True)
df_firjan = df_firjan.rename(columns={'IFGF 2020':'Qualidade de Gestão Fiscal'})

dfs = [df_ICMS,df_IPTU,df_ISS,df_firjan]

subdet_tri = reduce(lambda left,right: pd.merge(left, right, on=['Município','UF'],
                                                how='outer'), dfs)

subdet_tri = subdet_tri.merge(database, how='right',on=['Município','UF'])
subdet_tri['Cod.IBGE'] = subdet_tri['Cod.IBGE'].astype(str)
subdet_tri = subdet_tri.merge(amostra, how='right', on='Cod.IBGE')
interesse=['NOME DO MUNICÍPIO','UF_x','Alíquota Interna do ICMS','Alíquota Interna do IPTU',
          'Alíquota Interna do ISS','Qualidade de Gestão Fiscal']
subdet_tri = subdet_tri[interesse]
subdet_tri = subdet_tri.rename(columns={'UF_x':'UF','NOME DO MUNICÍPIO':'Município'})
subdet_tri = subdet_tri.set_index(['Município','UF'])

# Tratamento para os indicadores com impacto negativo no índice
subdet_tri.iloc[:,0] = negative(subdet_tri.iloc[:,0])
subdet_tri.iloc[:,1] = negative(subdet_tri.iloc[:,1])
subdet_tri.iloc[:,2] = negative(subdet_tri.iloc[:,2])

```

```

# Tratamentos de para os missing e outliers
missing_data(subdet_tri)
extreme_values(subdet_tri)

# Criando o subdeterminante
create_subindex(subdet_tri, subdet)
ambiente[subdet] = subdet_tri

```

Subdeterminante Complexidade Burocrática

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Complexidade Burocrática [clique aqui](#).

```

# Indicando o Subdeterminante
subdet = 'Complexidade Burocrática'

##### Indicador de Simplicidade Tributária #####
### Sinconfi: selecionando tributos
tributos = ['1.1.1.2.01.0.0 - Imposto sobre a Propriedade Territorial Rural',
            '1.1.1.3.00.0.0 - Impostos sobre a Renda e Proventos de Qualquer Natureza',
            '1.1.1.3.03.1.0 - Imposto sobre a Renda - Retido na Fonte - Trabalho',
            '1.1.1.3.03.2.0 - Imposto sobre a Renda - Retido na Fonte - Capital',
            '1.1.1.3.03.3.0 - Imposto sobre a Renda - Retido na Fonte - Remessa ao Exterior',
            '1.1.1.3.03.4.0 - Imposto sobre a Renda - Retido na Fonte - Outros Rendimentos',
            '1.1.1.8.01.1.0 - Imposto sobre a Propriedade Predial e Territorial Urbana',
            '1.1.1.8.01.4.0 - Imposto sobre Transmissão  Inter Vivos  de Bens Im veis e de Direitos R
            '1.1.1.8.02.1.0 - Imposto sobre Opera  es Relativas   Circula  o de Mercadorias e sobre P
            '1.1.1.8.02.3.0 - Imposto sobre Servi os de Qualquer Natureza',
            '1.1.1.8.02.4.0 - Adicional ISS - Fundo Municipal de Combate   Pobreza',
            '1.1.1.8.02.5.0 - Imposto sobre Vendas a Varejo de Combust veis L quidos e Gasosos (IVVC)
            '1.1.2.1.00.0.0 - Taxas pelo Exerc cio do Poder de Pol cia',
            '1.1.2.1.01.0.0 - Taxas de Inspe  o, Controle e Fiscaliza  o',
            '1.1.2.1.02.0.0 - Taxas de Fiscaliza  o das Telecomunica  es',
            '1.1.2.1.03.0.0 - Taxa de Controle e Fiscaliza  o de Produtos Qu micos',
            '1.1.2.1.04.0.0 - Taxa de Controle e Fiscaliza  o Ambiental',
            '1.1.2.1.05.0.0 - Taxa de Controle e Fiscaliza  o da Pesca e Aquicultura',
            '1.1.2.2.01.0.0 - Taxas pela Presta  o de Servi os',
            '1.1.2.2.02.0.0 - Emolumentos e Custas Judiciais',
            '1.1.3.8.00.0.0 - Contribui  o de Melhoria - Espec fica de Estados, DF e Munic pios',
            '1.2.1.0.01.0.0 - Contribui  o para o Financiamento da Seguridade Social - COFINS',
            '1.2.1.0.02.0.0 - Contribui  o Social sobre o Lucro L quido - CSLL',
            '1.2.1.0.03.0.0 - Contribui  es para o Regime Geral de Previd ncia Social - RGPS',
            '1.2.1.0.04.1.0 - Contribui  o Patronal de Servidor Ativo Civil para o RPPS',
            '1.2.1.0.04.2.0 - Contribui  o do Servidor Ativo Civil para o RPPS',

```

```

'1.2.1.0.04.3.0 - Contribuição do Servidor Inativo para o RPPS',
'1.2.1.0.04.4.0 - Contribuição do Pensionista para o RPPS',
'1.2.1.0.04.5.0 - Contribuição Patronal para o RPPS Oriunda de Sentenças Judiciais',
'1.2.1.0.04.6.0 - Contribuição do Servidor Ativo ao RPPS Oriunda de Sentenças Judiciais',
'1.2.1.0.04.7.0 - Contribuição do Servidor Inativo ao RPPS Oriunda de Sentenças Judiciais',
'1.2.1.0.04.8.0 - Contribuição do Pensionista ao RPPS Oriunda de Sentenças Judiciais',
'1.2.1.0.06.1.0 - Contribuição para os Fundos de Assistência Médica - Policiais Militares',
'1.2.1.0.06.2.0 - Contribuição para os Fundos de Assistência Médica dos Bombeiros Militares',
'1.2.1.0.06.3.0 - Contribuição para os Fundos de Assistência Médica dos Servidores Civis',
'1.2.1.0.06.9.0 - Contribuição para os Fundos de Assistência Médica de Outros Beneficiários',
'1.2.1.0.09.0.0 - Contribuição para os Programas de Integração Social e de Formação do Patrocinado',
'1.2.1.0.10.0.0 - Cota-Parte da Contribuição Sindical',
'1.2.1.0.11.0.0 - Contribuições Referentes ao Fundo de Garantia do Tempo de Serviço - FGTS',
'1.2.1.0.12.0.0 - Contribuição Social do Salário-Educação',
'1.2.1.0.99.0.0 - Outras Contribuições Sociais',
'1.2.1.8.01.1.0 - Contribuição Previdenciária para Amortização do Déficit Atuarial',
'1.2.1.8.01.2.0 - Contribuição Patronal dos Servidores Civis Inativos',
'1.2.1.8.01.3.0 - Contribuição Patronal dos Pensionistas Civis',
'1.2.1.8.02.2.0 - Contribuição do Militar Ativo',
'1.2.1.8.02.3.0 - Contribuição do Militar Inativo',
'1.2.2.8.00.0.0 - Contribuições Econômicas Específicas de EST/DF/MUN',
'1.2.3.0.00.0.0 - Contribuições para Entidades Privadas de Serviço Social e de Formação Profissional',
'1.2.4.0.00.0.0 - Contribuição para o Custeio do Serviço de Iluminação Pública',
'1.1.1.0.00.0.0 - Impostos',
'1.1.2.0.00.0.0 - Taxas',
'1.2.0.0.00.0.0 - Contribuições']

iv = ['1.1.1.2.01.0.0 - Imposto sobre a Propriedade Territorial Rural',
      '1.1.1.3.03.0.0 - Imposto sobre a Renda - Retido na Fonte',
      '1.1.1.8.01.1.0 - Imposto sobre a Propriedade Predial e Territorial Urbana',
      '1.1.1.8.01.4.0 - Imposto sobre Transmissão  Inter Vivos  de Bens Im oveis e de Direitos Reais sobre os Im oveis',
      'TOTAL DAS RECEITAS (III) = (I + II)']

# Fun  o para criar o IHH com base nos tributos
def sinconfi_ihh(df1,df2):
    df_mun = df1.query('Conta in @tributos')
    df_mun['Cod.IBGE'] = df_mun['Cod.IBGE'].astype(np.int64)
    df_mun = database.merge(df_mun, how='left', on = ['Cod.IBGE','UF'])
    df_mun = df_mun[['Munic pio','UF','Conta','Valor']]

    df_uf = df2.query('Conta in @tributos')
    df_uf = df_uf[df_uf['UF'] == 'DF']
    df_uf['Munic pio'] = ['BRASILIA'] * len(df_uf)

```

```

df_uf = df_uf[['Município', 'UF', 'Conta', 'Valor']]

df_ihh = df_mun.append(df_uf).reset_index(drop=True)
df_ihh = df_ihh.pivot_table(index=['Município', 'UF'], columns='Conta', values='Valor',
                             aggfunc=np.sum, fill_value=0)

df_ihh['Total I + T + C'] = df_ihh['1.1.1.0.00.0.0 - Impostos'] + df_ihh['1.1.2.0.00.0.0 - Taxas']
del df_ihh['1.1.1.0.00.0.0 - Impostos']
del df_ihh['1.1.2.0.00.0.0 - Taxas']
del df_ihh['1.2.0.0.00.0.0 - Contribuições']
df_ihh = df_ihh.apply(lambda x: x/df_ihh['Total I + T + C'])
df_ihh = df_ihh.apply(np.square)
del df_ihh['Total I + T + C']
df_ihh['IHH'] = df_ihh.sum(axis=1)

globals()['df_ihh'] = df_ihh['IHH'].to_frame()

sinconfi_ihh(sinconfi_mun, sinconfi_uf)

# Função para criar o iv com base nos tributos e receitas
def sinconfi_iv(df1, df2):
    df1 = df1.query('Conta in @iv')
    df1 = df1[df1['Coluna'] == 'Receitas Brutas Realizadas']
    df1['Cod.IBGE'] = df1['Cod.IBGE'].astype(np.int64)
    df1 = database.merge(df1, how='left', on = ['Cod.IBGE', 'UF'])
    df1 = df1[['Município', 'UF', 'Conta', 'Valor']].dropna()

    df2 = df2.query('Conta in @iv')
    df2 = df2[df2['Coluna'] == 'Receitas Brutas Realizadas']
    df2 = df2[df2['UF'] == 'DF']
    df2['Município'] = ['BRASILIA'] * len(df2)
    df2 = df2[['Município', 'UF', 'Conta', 'Valor']]

    df3 = df1.append(df2).reset_index(drop=True)
    df3 = df3.pivot_table(index=['Município', 'UF'], columns='Conta', values='Valor',
                             fill_value=0, aggfunc=np.sum)
    df3['Total Impostos'] = df3['1.1.1.2.01.0.0 - Imposto sobre a Propriedade Territorial Rural'] + d
    del df3['1.1.1.2.01.0.0 - Imposto sobre a Propriedade Territorial Rural']
    del df3['1.1.1.3.03.0.0 - Imposto sobre a Renda - Retido na Fonte']
    del df3['1.1.1.8.01.1.0 - Imposto sobre a Propriedade Predial e Territorial Urbana']
    del df3['1.1.1.8.01.4.0 - Imposto sobre Transmissão  Inter Vivos  de Bens Im veis e de Direitos R
    df3['Total_receitas'] = df3['TOTAL DAS RECEITAS (III) = (I + II)']
    df3['ind_v'] = df3['Total Impostos']/df3['Total_receitas']

```

```

globals()['df_iv'] = df3['ind_v'].to_frame()

sinconfi_iv(sinconfi_mun, sinconfi_uf)

ind_simpli_tri = df_ihh.merge(df_iv, how='left', on=['Município', 'UF'])

ind_simpli_tri['Simplicidade Tributária'] = ind_simpli_tri['IHH']*ind_simpli_tri['ind_v']

ind_simpli_tri = ind_simpli_tri.merge(database, how='right', on=['Município', 'UF'])
ind_simpli_tri['Cod.IBGE'] = ind_simpli_tri['Cod.IBGE'].astype(str)
subdet_complexidade = ind_simpli_tri.merge(amostra, how='right', on='Cod.IBGE')
interesse=['NOME DO MUNICÍPIO', 'UF_x', 'Cod.IBGE', 'Simplicidade Tributária']
subdet_complexidade = subdet_complexidade[interesse]
subdet_complexidade = subdet_complexidade.rename(columns={'UF_x': 'UF',
                                                             'NOME DO MUNICÍPIO': 'Município'})

##### Indicador CNDs Municipais #####
df_cnd = pd.read_excel('DETERMINANTE AMBIENTE REGULATÓRIO/cnds_municipais.xlsx',
                      usecols='A:C')
subdet_complexidade = subdet_complexidade.merge(df_cnd, how='right', on=['Município', 'UF'])

##### Indicador Atualização de Zoneamento #####
df_zoneamento = pd.read_excel('Arquivos ICE - 23/Ind_Originais_ICE_2022.xlsx', header=5,
                               usecols="B:C,0")

df_zoneamento = df_zoneamento.rename(columns={'2018.1': 'Atualização de Zoneamento',
                                                'Ano': 'Município'})
df_zoneamento['Atualização de Zoneamento'] = df_zoneamento['Atualização de Zoneamento'] + 1
df_zoneamento['Atualização de Zoneamento'] = np.where(df_zoneamento['Atualização de Zoneamento']==1,

subdet_complexidade = subdet_complexidade.merge(df_zoneamento, how='right', on=['Município', 'UF'])
subdet_complexidade = subdet_complexidade.set_index(['Município', 'UF'])
del subdet_complexidade['Cod.IBGE']

# Tratamento para os indicadores com impacto negativo no índice
subdet_complexidade.iloc[:,2] = negative(subdet_complexidade.iloc[:,2])

# Tratamentos de para os missing e outliers
missing_data(subdet_complexidade)
extreme_values(subdet_complexidade)

# Criando o subdeterminante

```

```

create_subindex(subdet_complexidade, subdet)
ambiente[subdet] = subdet_complexidade

##### Criando o determinante de Ambiente Regulatório #####
ambiente = pd.concat(ambiente, axis=1)
create_detindex(ambiente, 'Ambiente Regulatório')

ambiente.to_csv('DETERMINANTES/det-AMBIENTE REGULATÓRIO.csv')

```

Determinante Infraestrutura

- Para retornar ao relatório do Determinante Infraestrutura [clique aqui](#).

```

# -----
# 2.3. DETERMINANTE INFRAESTRUTURA

infraestrutura = {}

```

Subdeterminante Transporte Interurbano

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Transporte Interurbano [clique aqui](#).

```

# -----
# 2.3.1. Subdeterminante Transporte Interurbano

subdet = 'Transporte Interurbano'

# 2.3.1.1 Indicador Conectividade via Rodovias

ind = pd.read_excel('Arquivos ICE - 23/Ind_Originais_ICE_2022.xlsx', header=[i for i in range(6)], index_col=0)
sub_transurb = ind[['Infraestrutura', 'Transporte Interurbano', 'Conectividade Via Rodovias']]
sub_transurb.columns = sub_transurb.columns.droplevel([0,1])
sub_transurb.columns.values[0] = 'Conectividade Via Rodovias'
sub_transurb = sub_transurb.rename_axis(None, axis=1)
sub_transurb.index.names = ['Município', 'UF']

# 2.3.1.2. Indicador Número de Decolagens por Ano

deco = pd.read_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/voos_brasil.csv').drop('sigla_aero', axis=1).rename(columns={
    'sigla_uf': 'sigla_uf_ref',
    'nome': 'nome_ref'
})

ref = pd.read_csv('https://raw.githubusercontent.com/manginidouglas/ice2021/main/infraestrutura/aeroporano.csv')

```



```

ref['sigla_uf_ref'] = ref['sigla_uf_ref'].fillna(ref['sigla_uf'])
ref['nome_ref'] = ref['nome_ref'].fillna(ref['nome'])
ref = ref[['nome', 'sigla_uf', 'nome_ref', 'sigla_uf_ref']].rename(columns={
    'sigla_uf': 'UF',
    'nome': 'Município'
})

deco = pd.merge(deco, ref, how='inner', on=['nome_ref', 'sigla_uf_ref'])
deco = deco.groupby(['Município', 'UF'], as_index=False).agg('sum').set_index(['Município', 'UF'])

#deco.to_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/decolagens.csv') # rodar somente na primeira vez depois com
# salvando o indicador para mudar manualmente casos de letra maiuscula

deco = pd.read_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/decolagens.csv').set_index(['Município', 'UF']).rename(
    'decolagens': 'Número de Decolagens por Ano'
})
sub_transurb = pd.merge(sub_transurb, deco, left_index=True, right_index=True)

# 2.3.1.3. Indicador Distância ao Porto Mais Próximo

portos = pd.read_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/sd22_portos.csv').rename(columns={
    'i213': 'Distância ao Porto Mais Próximo',
    'nome': 'Município',
    'sigla_uf': 'UF'
}).drop('id_municipio', axis=1).set_index(['Município', 'UF'])
sub_transurb = pd.merge(sub_transurb, negative(portos), left_index=True, right_index=True)

missing_data(sub_transurb)
extreme_values(sub_transurb)
create_subindex(sub_transurb, subdet)
infraestrutura[subdet] = sub_transurb

# Voltando as colunas negativas ao normal para salvar os dados:

#sub_transurb['Distância ao Porto Mais Próximo'] = negative(sub_transurb['Distância ao Porto Mais Próximo'])
# No manual do ICE esta indicado que esta variavel tem impacto positivo porem a intuicao sugere que s

```

Subdeterminante Condições Urbanas

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Condições Urbanas [clique aqui](#).

```

# -----
# 2.3.2. Subdeterminante Condições Urbanas

```

```
subdet = 'Condições Urbanas'
```

2.3.2.1. Indicador Acesso à Internet Rápida

```
banda = pd.read_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/Acessos_Banda_Larga_Fixa_2021.csv', sep=';')
```

```
banda = banda.groupby(['Município', 'UF']).agg('sum')['Acessos']
```

```
pop = pd.read_csv('AMOSTRA/100-municipios.csv').rename(columns={'NOME DO MUNICÍPIO': 'Município'}).set
```

```
ind_int = pd.DataFrame()
```

```
ind_int['Acesso à Internet Rápida'] = (banda/pop['POPULAÇÃO ESTIMADA']).dropna()
```

```
sub_condurb = ind_int
```

2.3.2.2. Indicador Preço Médio do m²

```
cod = pd.read_excel('DETERMINANTE MERCADO/RELATORIO_DTB_BRASIL_MUNICIPIO.xls').drop(['Município', 'UF'])
```

```
cod = cod.rename(columns={
```

```
    'Código Município Completo': 'id_municipio',
```

```
    'Nome_Município': 'Município',
```

```
    'Nome_UF': 'UF'
```

```
})
```

```
cod['id_municipio'] = cod['id_municipio'].apply(str)
```

```
cod = cod[['Município', 'UF', 'id_municipio']].set_index('id_municipio')
```

```
ind_m2 = pd.read_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/sd22_m2_completo.csv')[['id_municipio', 'm2']]
```

```
ind_m2['id_municipio'] = ind_m2['id_municipio'].apply(str)
```

```
ind_m2 = ind_m2.set_index('id_municipio')
```

```
ind_m2 = pd.merge(cod, ind_m2, left_index=True, right_index=True).reset_index(drop=True).set_index(['
```

```
sub_condurb['Preço Médio do m²'] = negative(ind_m2['m2'])
```

2.3.2.3. Indicador Custo da Energia Elétrica

COLETA REALIZADA EM 6 DE SETEMBRO

```
distri = pd.read_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/distribuidoras.csv').drop('UF', axis=1)
```

```
distri['Distribuidora'] = distri['Distribuidora'].apply(lambda x: x.upper() if type(x) != type(1.5) e
```

```
ranking = pd.read_excel('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/RankingB1.xlsx')[['Distribuidora', 'UF', 'Tarifa
```

```
ranking['Distribuidora'] = ranking['Distribuidora'].apply(lambda x: x.upper() if type(x) != type(1.5)
```

```
atual = pd.merge(distri, ranking, on='Distribuidora').drop('Distribuidora', axis=1)
```

adicionar manualmente a media ponderada do preço nas cidades com mais de uma distribuidora

```
atual = atual.append({
```

```

        'Município': 'Campina Grande',
        'UF': 'PB',
        'Tarifa Convencional': 0.568994603
    }, ignore_index=True)
    atual = atual.append({
        'Município': 'Duque de Caxias',
        'UF': 'RJ',
        'Tarifa Convencional': 0.817278973
    }, ignore_index=True)
    atual = atual.append({
        'Município': 'Petrópolis',
        'UF': 'RJ',
        'Tarifa Convencional': 0.826959994
    }, ignore_index=True)
    atual = atual.append({
        'Município': 'Santa Maria',
        'UF': 'RS',
        'Tarifa Convencional': 0.644020688
    }, ignore_index=True)
    atual = atual.append({
        'Município': 'Guarujá',
        'UF': 'SP',
        'Tarifa Convencional': 0.622065737
    }, ignore_index=True)
    atual = atual.append({
        'Município': 'Mogi das Cruzes',
        'UF': 'SP',
        'Tarifa Convencional': 0.637558772
    }, ignore_index=True)
    atual = atual.append({
        'Município': 'Praia Grande',
        'UF': 'SP',
        'Tarifa Convencional': 0.620542118
    }, ignore_index=True)
    atual = atual.append({
        'Município': 'Santos',
        'UF': 'SP',
        'Tarifa Convencional': 0.620119901
    }, ignore_index=True)
    atual = atual.append({
        'Município': 'São José do Rio Preto',
        'UF': 'SP',
        'Tarifa Convencional': 0.685554926
    }, ignore_index=True)

```

```

}, ignore_index=True)
atual = atual.append({
    'Município': 'São Paulo',
    'UF': 'SP',
    'Tarifa Convencional': 0.594588207
}, ignore_index=True)
atual = atual.append({
    'Município': 'Sorocaba',
    'UF': 'SP',
    'Tarifa Convencional': 0.620400308
}, ignore_index=True)
atual = atual.append({
    'Município': 'Suzano',
    'UF': 'SP',
    'Tarifa Convencional': 0.637468135
}, ignore_index=True)
atual = negative(atual.rename(columns={'Tarifa Convencional': 'Custo da Energia Elétrica'})).set_index(
sub_condurb = pd.merge(sub_condurb, atual, left_index=True, right_index=True)

# 2.3.2.4. Indicador Taxa de Homicídios

deaths = pd.read_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/A194712189_28_143_208.csv', encoding='latin-1', sep=
deaths['Município'] = deaths['Município'].apply(lambda x: x.split()[0])
deaths = deaths.set_index('Município')

a = pd.merge(cod.reset_index().set_index(['Município', 'UF']), pop, left_index=True, right_index=True)
a['id_municipio'] = a['id_municipio'].apply(lambda x: x[:-1])
a = a.set_index('id_municipio')[['Município', 'UF', 'POPULAÇÃO ESTIMADA']]

deaths = pd.merge(a, deaths, left_index=True, right_index=True).reset_index(drop=True).set_index(['Mu
ind_deaths = pd.DataFrame()
ind_deaths['Taxa de Homicídios'] = negative(deaths['Óbitos_p/Ocorrênc']*100000/deaths['POPULAÇÃO ESTI

sub_condurb = pd.merge(sub_condurb, ind_deaths, left_index=True, right_index=True)

missing_data(sub_condurb)
extreme_values(sub_condurb)
create_subindex(sub_condurb, subdet)
infraestrutura[subdet] = sub_condurb

# Voltando as colunas negativas ao normal para salvar os dados:

sub_condurb['Preço Médio do m²'] = negative(sub_condurb['Preço Médio do m²'])

```

```

sub_condurb['Custo da Energia Elétrica'] = negative(sub_condurb['Custo da Energia Elétrica'])
sub_condurb['Taxa de Homicídios'] = negative(sub_condurb['Taxa de Homicídios'])

# -----

infraestrutura = pd.concat(infraestrutura, axis=1)
create_detindex(infraestrutura, 'Infraestrutura')

infraestrutura.to_csv('DETERMINANTES/det-INFRAESTRUTURA.csv')

```

Determinante Mercado

- Para retornar ao relatório do Determinante Mercado [clique aqui](#).

```

# -----
# 2.3.1. Subdeterminante Transporte Interurbano

subdet = 'Transporte Interurbano'

# 2.3.1.1 Indicador Conectividade via Rodovias

ind = pd.read_excel('Arquivos ICE - 23/Ind_Originais_ICE_2022.xlsx', header=[i for i in range(6)], index_col=0)
sub_transurb = ind['Infraestrutura', 'Transporte Interurbano', 'Conectividade Via Rodovias']
sub_transurb.columns = sub_transurb.columns.droplevel([0,1])
sub_transurb.columns.values[0] = 'Conectividade Via Rodovias'
sub_transurb = sub_transurb.rename_axis(None, axis=1)
sub_transurb.index.names = ['Município', 'UF']

# 2.3.1.2. Indicador Número de Decolagens por Ano

deco = pd.read_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/voos_brasil.csv').drop('sigla_aero', axis=1).rename(columns={
    'sigla_uf': 'sigla_uf_ref',
    'nome': 'nome_ref'
})

ref = pd.read_csv('https://raw.githubusercontent.com/manginidouglas/ice2021/main/infraestrutura/aeroporano.csv')
ref['sigla_uf_ref'] = ref['sigla_uf_ref'].fillna(ref['sigla_uf'])
ref['nome_ref'] = ref['nome_ref'].fillna(ref['nome'])
ref = ref[['nome', 'sigla_uf', 'nome_ref', 'sigla_uf_ref']].rename(columns={
    'sigla_uf': 'UF',
    'nome': 'Município'
})

deco = pd.merge(deco, ref, how='inner', on=['nome_ref', 'sigla_uf_ref'])

```

```

deco = deco.groupby(['Município', 'UF'], as_index=False).agg('sum').set_index(['Município', 'UF'])

#deco.to_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/decolagens.csv') # rodar somente na primeira vez depois com
# salvando o indicador para mudar manualmente casos de letra maiuscula

deco = pd.read_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/decolagens.csv').set_index(['Município', 'UF']).rename(
    'decolagens': 'Número de Decolagens por Ano'
})
sub_transurb = pd.merge(sub_transurb, deco, left_index=True, right_index=True)

# 2.3.1.3. Indicador Distância ao Porto Mais Próximo

portos = pd.read_csv('DETERMINANTE INFRAESTRUTURA/sd22_portos.csv').rename(columns={
    'i213': 'Distância ao Porto Mais Próximo',
    'nome': 'Município',
    'sigla_uf': 'UF'
}).drop('id_municipio', axis=1).set_index(['Município', 'UF'])
sub_transurb = pd.merge(sub_transurb, portos, left_index=True, right_index=True)

missing_data(sub_transurb)
extreme_values(sub_transurb)
create_subindex(sub_transurb, subdet)
infraestrutura[subdet] = sub_transurb

# Voltando as colunas negativas ao normal para salvar os dados:

#sub_transurb['Distância ao Porto Mais Próximo'] = negative(sub_transurb['Distância ao Porto Mais Próximo'])
# No manual do ICE esta indicado que esta variavel tem impacto positivo porem a intuicao sugere que s

```

Subdeterminante Desenvolvimento Econômico

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Desenvolvimento Econômico [clique aqui](#).

```

# -----
# 2.4.1. Subdeterminante Desenvolvimento Econômico

subdet = 'Desenvolvimento Econômico'

# 2.4.1.1. Indicador Índice de Desenvolvimento Humano

ind = pd.read_excel('Arquivos ICE - 23/Ind_Originais_ICE_2022.xlsx', header=[i for i in range(6)], index_col=0)
sub_desenveco = ind[['Mercado', 'Desenvolvimento Econômico', 'Índice de Desenvolvimento Humano']]
sub_desenveco.columns = sub_desenveco.columns.droplevel([0,1])
sub_desenveco.columns.values[0] = 'Índice de Desenvolvimento Humano'

```

```

sub_desenveco = sub_desenveco.rename_axis(None, axis=1)
sub_desenveco.index.names = ['Município', 'UF']

# 2.4.1.2. Indicador Crescimento Médio Real do PIB

pib = pd.read_excel('DETERMINANTE MERCADO/tabela5938.xlsx', header=3).head(-1)
pib.columns.values[0] = 'Município'
pib['UF'] = pib['Município'].apply(lambda x: x.split('(')[-1][:2])
pib['Município'] = pib['Município'].apply(lambda x: x.split('(')[0].strip())
pib = pib.set_index(['Município', 'UF'])

deflator = pd.DataFrame([{
    '2016':1.171085,
    '2017':1.120725,
    '2018':1.081036,
    '2019':1
}]).T

pib_def = pd.DataFrame()
for i in pib.columns:
    pib_def[i] = pib[i]*deflator.loc[i,0]

pib_var = (pib_def.T / pib_def.T.shift(1)).apply(lambda x: x-1).T.drop('2016', axis=1)
pib_var['Crescimento Real Médio do PIB'] = pib_var.mean(axis=1)

sub_desenveco = pd.merge(sub_desenveco, pib_var['Crescimento Real Médio do PIB'], left_index=True, right_index=True)

# 2.4.1.3. Indicador Número de Empresas Exportadoras com Sede na Cidade

emp_exp = pd.read_excel('DETERMINANTE MERCADO/EMPRESAS_CADASTRO_2020.xlsx', header=7)

convert = lambda x: unicode.unidecode(x.upper())
n_exp = {n:len(emp_exp.groupby(['MUNICÍPIO', 'UF']).get_group(tuple([convert(i) for i in n]))) for n in emp_exp['MUNICÍPIO'].unique()}
n_exp = pd.DataFrame([n_exp], index=[n_exp]).T
n_exp.index = pd.MultiIndex.from_tuples(n_exp.index, names=['Município', 'UF'])

variaveis = ('COUNT(quantidade_vinculos_ativos), id_municipio')

## Montando a query
base = '`basedosdados.br_me_rais.microdados_estabelecimentos`'
project_id = "trim-descent-346220"

```

```

query = f"SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE ano = 2020 AND quantidade_vinculos_ativos > 0 GROUP BY

## Importando o data lake
df_rais = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id).set_index('id_municipio')

cod = pd.read_excel('DETERMINANTE MERCADO/RELATORIO_DTB_BRASIL_MUNICIPIO.xls')
cod = cod.rename(columns={'Código Município Completo': 'id_municipio'})
cod['id_municipio'] = cod['id_municipio'].apply(str)
cod = cod[['Nome_Município', 'Nome_UF', 'id_municipio']].set_index('id_municipio')

n_rais = pd.merge(cod, df_rais, left_index=True, right_index=True).rename(columns={
    'Nome_Município': 'Município',
    'Nome_UF': 'UF',
    'f0_': 'n_rais'
}).set_index(['Município', 'UF'])

ratio = pd.merge(n_rais, n_exp, left_index=True, right_index=True)
ratio['ratio'] = ratio['n_exp']/ratio['n_rais']

sub_desenveco['Número de Empresas Exportadoras com Sede na Cidade'] = ratio['ratio']

missing_data(sub_desenveco)
extreme_values(sub_desenveco)
create_subindex(sub_desenveco, subdet)
mercado[subdet] = sub_desenveco

```

Subdeterminante Clientes Potenciais

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Clientes Potenciais [clique aqui](#).

```

# -----
# 2.4.2. Subdeterminante Clientes Potenciais

subdet = 'Clientes Potenciais'
sub_clipot = pd.DataFrame()

# 2.4.2.1. Indicador PIB per capita

amostra = pd.read_csv('AMOSTRA/100-municipios.csv').rename(columns={
    'COD. MUNIC': 'Município'
}).rename(columns={'Município': 'None', 'NOME DO MUNICÍPIO': 'Município'}).set_index(['Município', 'UF'])

sub_clipot['PIB per capita'] = (pib['2019']/amostra['POPULAÇÃO ESTIMADA']).dropna()

```


2.4.2.2. Indicador Proporção entre Grandes/Médias e Médias/Pequenas Empresas

```
variaveis = ('id_municipio, COUNT(quantidade_vinculos_ativos)')
base = '`basedosdados.br_me_rais.microdados_estabelecimentos`'
project_id = "trim-descent-346220"

df_rais = pd.DataFrame()

col = 'Pequenas Empresas'
condition = 'quantidade_vinculos_ativos > 9 AND quantidade_vinculos_ativos < 50'
query = f"SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE ano = 2020 AND {condition} GROUP BY id_municipio"
query
df_rais_peq = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id).set_index('id_municipio').rename(columns={col: 'Pequenas Empresas'})

col = 'Médias Empresas'
condition = 'quantidade_vinculos_ativos > 49 AND quantidade_vinculos_ativos < 250'
query = f"SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE ano = 2020 AND {condition} GROUP BY id_municipio"
query
df_rais_med = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id).set_index('id_municipio').rename(columns={col: 'Médias Empresas'})

col = 'Grandes Empresas'
condition = 'quantidade_vinculos_ativos > 249'
query = f"SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE ano = 2020 AND {condition} GROUP BY id_municipio"
query
df_rais_gra = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id).set_index('id_municipio').rename(columns={col: 'Grandes Empresas'})

df_rais = pd.merge(df_rais_peq, df_rais_med, left_index=True, right_index=True)
df_rais = pd.merge(df_rais, df_rais_gra, left_index=True, right_index=True)
df_rais['Med/Peq'] = df_rais['Médias Empresas']/df_rais['Pequenas Empresas']
df_rais['Gra/Med'] = df_rais['Grandes Empresas']/df_rais['Médias Empresas']
df_rais['ind'] = df_rais['Med/Peq']/df_rais['Gra/Med']

ind_rais = pd.merge(cod, df_rais['ind'], left_index=True, right_index=True).rename(columns={
    'Nome_Município': 'Município',
    'Nome_UF': 'UF',
    'f0_': 'n_rais'
}).set_index(['Município', 'UF'])

sub_clipot['Proporção entre Grandes/Médias e Médias/Pequenas Empresas'] = ind_rais['ind']

# 2.4.2.3. Indicador Compras Públicas

finbra = pd.read_csv('DETERMINANTE MERCADO/finbra.csv', header=3, encoding='latin-1', sep=';')
```

```

cond = (finbra['Conta'] == '3.0.00.00.00 - Despesas Correntes') | (finbra['Conta'] == '4.4.00.00.00 - Investi
desp = finbra.loc[np.where(cond)]
desp['Cod.IBGE'] = desp['Cod.IBGE'].apply(str)
desp['Valor'] = desp['Valor'].apply(lambda x: x.replace(',','')).astype(float)

desp = desp.groupby('Cod.IBGE').agg('sum')
desp = pd.merge(cod, desp, left_index=True, right_index=True).rename(columns={
    'Nome_Município': 'Município',
    'Nome_UF': 'UF',
    'O': 'despesa'
}).set_index(['Município', 'UF']).drop('População', axis=1)

sub_clipot['Compras Públicas'] = desp['Valor']

df = pd.read_csv('DETERMINANTE MERCADO/finbradf.csv', header=3, encoding='latin-1', sep=';')
df = df.iloc[np.where(df['UF'] == 'DF')]
cond = (df['Conta'] == '3.0.00.00.00 - Despesas Correntes') | (df['Conta'] == '4.4.00.00.00 - Investi
df = df.iloc[np.where(cond)]
sub_clipot.at['Brasília', 'Compras Públicas'] = sum(df['Valor'].apply(lambda x: x.replace(',','')).a

missing_data(sub_clipot)
extreme_values(sub_clipot)
create_subindex(sub_clipot, subdet)
mercado[subdet] = sub_clipot

# -----

mercado = pd.concat(mercado, axis=1)
create_detindex(mercado, 'Mercado')

mercado.to_csv('DETERMINANTES/det-MERCADO.csv')

```

Determinante Acesso a Capital

- Para retornar ao relatório do Determinante Acesso a Capital [clique aqui](#).

```

# Criando o ambiente que criará o determinante
acesso_capital = {}

```

Subdeterminante Capital Disponível

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Capital Disponível [clique aqui](#).

```

# Indicando o subdeterminante
subdet = 'Capital Disponível'

### 2.5.1. e 2.5.3.

base = '`basedosdados.br_ibge_pib.municipio`'
project_id = 'double-balm-306418'
var = ('id_municipio, pib')
cod_ibge = tuple(database['Cod.IBGE'].astype(str))
query = f'SELECT {var} FROM {base} WHERE ano = 2019 AND id_municipio IN {cod_ibge}'
pib_mun = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
pib_mun = pib_mun.rename(columns={'id_municipio': 'Cod.IBGE'})

##### Indicador Operações de Crédito por Município #####
df_bcb = pd.read_excel('DETERMINANTE ACESSO A CAPITAL/202112_ESTBAN.xlsx',
                      header=2, usecols="B,D,V,AQ,AT")
df_bcb = df_bcb.rename(columns={'MUNICIPIO': 'Município'})
df_bcb = database.merge(df_bcb, how='left', on=['Município', 'UF'])
df_bcb = df_bcb.groupby(by=['Município', 'UF', 'Cod.IBGE', 'pop_est']).sum()
df_bcb = df_bcb.reset_index().merge(pib_mun, how='left', on='Cod.IBGE').set_index(['Município', 'UF'])
df_bcb['Operações de Crédito por Município'] = df_bcb['VERBETE_160_OPERACOES_DE_CREDITO']/df_bcb['pib']

##### Indicador Capital Poupado per capita #####
df_bcb['420+432'] = df_bcb['VERBETE_420_DEPOSITOS_DE_POUPANCA'] + df_bcb['VERBETE_432_DEPOSITOS_A_PRA
df_bcb['Capital Poupado per capita'] = df_bcb['420+432']/df_bcb['pop_est'].astype(np.int64)

subdet_capital_disp = df_bcb.iloc[:, [0, 6, 8]]
subdet_capital_disp = subdet_capital_disp.merge(amostra, how='right', on='Cod.IBGE').rename(columns={'
interesse=['Município', 'UF', 'Cod.IBGE', 'Operações de Crédito por Município',
          'Capital Poupado per capita']
subdet_capital_disp = subdet_capital_disp[interesse]

##### Indicador Proporção Relativa de Capital de Risco #####
df_crunchbase = pd.read_excel('DETERMINANTE ACESSO A CAPITAL/crunchbase_2021.xlsx', usecols="A:C").fi
df_crunchbase['Município'] = df_crunchbase['Município'].str.upper().str.normalize('NFKD').str.encode(
df_crunchbase = database.merge(df_crunchbase, how='left', on=['Município', 'UF']).merge(pib_mun, how='
df_crunchbase['Proporção Relativa de Capital de Risco'] = (df_crunchbase['Total funding amount']*(5.3

# Organizando a ordem os indicadores para calcular o subdeterminante/determinante
subdet_capital_disp = subdet_capital_disp.merge(df_crunchbase, how='right', on='Cod.IBGE')
interesse=['Município_x', 'UF_x', 'Operações de Crédito por Município',
          'Proporção Relativa de Capital de Risco', 'Capital Poupado per capita']
subdet_capital_disp = subdet_capital_disp[interesse]

```

```

subdet_capital_disp = subdet_capital_disp.rename(columns={'Município_x': 'Município',
                                                         'UF_x': 'UF'})
subdet_capital_disp = subdet_capital_disp.set_index(['Município', 'UF'])

# Tratamentos de para os missing e outliers
missing_data(subdet_capital_disp)
extreme_values(subdet_capital_disp)

# Criando o subdeterminante
create_subindex(subdet_capital_disp, subdet)
acesso_capital[subdet] = subdet_capital_disp

##### Criando o Determinante Acesso a Capital #####
acesso_capital = pd.concat(acesso_capital, axis=1)
create_detindex(acesso_capital, 'Acesso a Capital')

acesso_capital.to_csv('DETERMINANTES/det-ACESSO A CAPITAL.csv')

```

Determinante Inovação

- Para retornar ao relatório do Determinante Inovação [clique aqui](#).

```

# Criando o ambiente que criará o determinante
inovacao = {}

```

5.0.0.1 Subdeterminante Inputs

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Inputs [clique aqui](#).

```

# Indicando o subdeterminante
subdet = 'Inputs'

##### 2.6.1.1. Indicador Proporção de Mestres e Doutores em C&T #####
variaveis = ('COUNT(quantidade_vinculos_ativos), id_municipio')
base = '`basedosdados.br_me_rais.microdados_estabelecimentos`'
project_id = 'double-balm-306418'
cod_ibge = tuple(database['Cod.IBGE'].astype(str))
query = f"SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE ano = 2020 AND quantidade_vinculos_ativos > 0 GROUP BY"

## Importando o data lake
df_rais = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
df_rais = df_rais.rename(columns={'id_municipio': 'Cod.IBGE'}).set_index('Cod.IBGE')
df_rais = database.merge(df_rais, how='left', on='Cod.IBGE')
df_rais['mil_emp'] = df_rais['f0_']/1000

```

```

##
df_capes = pd.read_excel('DETERMINANTE INOVAÇÃO/br-capes-colsucup-discentes-2020-2021-11-10.xlsx', us
df_capes['Município'] = df_capes['NM_MUNICIPIO_PROGRAMA_IES'].str.normalize('NFKD').str.encode('asci
df_capes = database.merge(df_capes, how='left', on='Município')

areas = ['astronomia / física', 'biotecnologia', 'ciência da computação',
        'ciência de alimentos', 'ciências agrárias I', 'ciências ambientais',
        'ciências biológicas I', 'ciências biológicas II', 'ciências biológicas III',
        'engenharias I', 'engenharias II', 'engenharias III', 'engenharias IV',
        'farmácia', 'geociências', 'matemática / probabilidade', 'estatística',
        'materiais e química']
areas = [x.upper() for x in areas]

df_capes = df_capes[df_capes['NM_SITUACAO_DISCENTE'] == 'TITULADO']
df_capes = df_capes.query('NM_AREA_AVALIACAO in @areas')
df_capes = df_capes.groupby(['Município', 'Cod.IBGE']).count()
df_capes = df_rais.merge(df_capes, how='left', on='Cod.IBGE').fillna(0)
df_capes['Proporção de Mestres e Doutores em C&T'] = df_capes['NM_AREA_AVALIACAO']/df_capes['mil_emp']

interesse = ['Cod.IBGE', 'Proporção de Mestres e Doutores em C&T']
subdet_input = df_capes[interesse]

##### 2.6.1.2. Indicador Proporção de Funcionários em C&T #####
cbo_2002 = tuple(['201105', '201110', '201115', '201205', '201210', '201215', '201220',
        '201225', '202105', '202110', '202115', '202120', '203005', '203010',
        '203015', '203020', '203025', '203105', '203110', '203115', '203120',
        '203125', '203205', '203210', '203215', '203220', '203225', '203230',
        '203305', '203310', '203315', '203320', '203405', '203410', '203415',
        '203420', '203505', '203510', '203515', '203520', '203525', '204105',
        '211105', '211110', '211115', '211120', '211205', '211210', '211215',
        '212205', '212210', '212215', '212305', '212310', '212315', '212320',
        '212405', '212410', '212415', '212420', '212425', '212430', '213105',
        '213110', '213115', '213120', '213125', '213130', '213135', '213140',
        '213145', '213150', '213155', '213160', '213165', '213170', '213175',
        '213205', '213210', '213215', '213305', '213310', '213315', '213405',
        '213410', '213415', '213420', '213425', '213430', '213435', '213440',
        '214005', '214010', '214105', '214110', '214115', '214120', '214125',
        '214130', '214205', '214210', '214215', '214220', '214225', '214230',
        '214235', '214240', '214245', '214250', '214255', '214260', '214265',
        '214270', '214280', '214305', '214310', '214315', '214320', '214325',
        '214330', '214335', '214340', '214345', '214350', '214360', '214365',
        '214370', '214405', '214410', '214415', '214420', '214425', '214430',
        '214435', '214505', '214510', '214515', '214520', '214525', '214530',

```

'214535', '214605', '214610', '214615', '214705', '214710', '214715',
'214720', '214725', '214730', '214735', '214740', '214745', '214750',
'214805', '214810', '214905', '214910', '214915', '214920', '214925',
'214930', '214935', '214940', '214945', '215105', '215110', '215115',
'215120', '215125', '215130', '215135', '215140', '215145', '215150',
'215205', '215210', '215215', '215220', '215305', '215310', '215315',
'300105', '300110', '300305', '301105', '301110', '301115', '301205',
'311105', '311110', '311115', '311205', '311305', '311405', '311410',
'311505', '311510', '311515', '311520', '311605', '311610', '311615',
'311620', '311625', '311705', '311710', '311715', '311720', '311725',
'312105', '312205', '312210', '312305', '312310', '312315', '312320',
'313105', '313110', '313115', '313120', '313125', '313130', '313205',
'313210', '313215', '313220', '313305', '313310', '313315', '313320',
'313405', '313410', '313415', '313505', '314105', '314110', '314115',
'314120', '314125', '314205', '314210', '314305', '314310', '314315',
'314405', '314410', '314610', '314615', '314620', '314625', '314705',
'314710', '314715', '314720', '314725', '314730', '314805', '314810',
'314815', '314825', '314830', '314835', '314840', '314845', '316105',
'316110', '316115', '316120', '316305', '316310', '316315', '316320',
'316325', '316330', '316335', '316340', '317105', '317110', '317115',
'317120', '317205', '317210', '318005', '318010', '318015', '318105',
'318110', '318115', '318120', '318205', '318210', '318215', '318305',
'318310', '318405', '318410', '318415', '318420', '318425', '318430',
'318505', '318510', '318605', '318610', '318705', '318710', '318805',
'318810', '318815', '319105', '319110', '319205', '391105', '391110',
'391115', '391120', '391125', '391130', '391135', '391140', '391145',
'391205', '391210', '391215', '391220', '391225', '391230', '395105',
'395110', '720105', '720110', '720115', '720120', '720125', '720130',
'720135', '720140', '720145', '720150', '720155', '720160', '720205',
'720210', '720215', '720220', '721105', '721110', '721115', '721205',
'721210', '721215', '721220', '721225', '721305', '721310', '721315',
'721320', '721325', '721405', '721410', '721415', '721420', '721425',
'721430', '722105', '722110', '722115', '722205', '722210', '722215',
'722220', '722225', '722230', '722235', '722305', '722310', '722315',
'722320', '722325', '722330', '722405', '722410', '722415', '723105',
'723110', '723115', '723120', '723125', '723205', '723210', '723215',
'723220', '723225', '723230', '723235', '723240', '723305', '723310',
'723315', '723320', '723325', '723330', '724105', '724110', '724115',
'724120', '724125', '724130', '724135', '724205', '724210', '724215',
'724220', '724225', '724230', '724305', '724310', '724315', '724320',
'724325', '724405', '724410', '724415', '724420', '724425', '724430',
'724435', '724440', '724505', '724510', '724515', '724605', '724610',
'725005', '725010', '725015', '725020', '725025', '725105', '725205',

```

        '725210', '725215', '725220', '725225', '725305', '725310', '725315',
        '725320', '725405', '725410', '725415', '725420', '725505', '725510',
        '725605', '725610', '725705', '730105', '731105', '731110', '731115',
        '731120', '731125', '731130', '731135', '731140', '731145', '731150',
        '731155', '731160', '731165', '731170', '731175', '731180', '731205',
        '731305', '731310', '731315', '731320', '731325', '731330', '732105',
        '732110', '732115', '732120', '732125', '732130', '732135', '732140'])

variaveis = ('id_municipio, count(*)')
base = '`basedosdados.br_me_rais.microdados_vinculos`'
project_id = 'double-balm-306418'
cod_ibge = tuple(database['Cod.IBGE'].astype(str))
query_1 = (f'SELECT {variaveis} AS n_cet FROM {base} WHERE ano = 2020 AND cbo_2002 IN'
          f' {cbo_2002} AND id_municipio IN {cod_ibge} GROUP BY id_municipio')
query_2 = (f'SELECT {variaveis} AS n_trab FROM {base} WHERE ano = 2020 AND id_municipio'
          f' IN {cod_ibge} GROUP BY id_municipio')
## Importando o data lake
df_rais_2_1 = bd.read_sql(query=query_1, billing_project_id=project_id)
df_rais_2_2 = bd.read_sql(query=query_2, billing_project_id=project_id)
df_rais_2 = df_rais_2_1.merge(df_rais_2_2, how='left', on='id_municipio')
df_rais_2['Proporção de Funcionários em C&T'] = df_rais_2['n_cet']/df_rais_2['n_trab']

subdet_input = subdet_input.merge(df_rais_2, right_on='id_municipio', left_on='Cod.IBGE')
interesse = ['Cod.IBGE', 'Proporção de Mestres e Doutores em C&T', 'Proporção de Funcionários em C&T']
subdet_input = subdet_input[interesse]

##### 2.6.1.3. Indicador Média de Investimentos do BNDES e da FINEP #####
## Importando dados: BNDES
df_bndes = pd.read_excel('DETERMINANTE INOVAÇÃO/naoautomaticas.xlsx',
                        usecols='D:F,I', header=4)
df_bndes = df_bndes.rename({'Município - código': 'Cod.IBGE'}, axis=1).astype(str)
df_bndes = df_bndes.merge(database, how='right', on='Cod.IBGE')
df_bndes.iloc[:, 3:4] = df_bndes.iloc[:, 3:4].apply(pd.to_numeric)
df_bndes = df_bndes.groupby(['Município', 'UF', 'Cod.IBGE']).sum()

## Importando dados: FINEP
df_finep = pd.read_excel('DETERMINANTE INOVAÇÃO/19_08_2022_Contratacao.xls',
                        usecols='E,K:M', header=5).drop([4], axis=0)
df_finep['Data Assinatura'] = pd.to_datetime(df_finep['Data Assinatura'], format='%Y-%m-%d')
df_finep = df_finep[(df_finep['Data Assinatura'] >= '2021-01-01 00:00:00')
                    & (df_finep['Data Assinatura'] <= '2021-12-31 00:00:00')]

df_finep['Município'] = df_finep['Município'].str.upper().str.normalize('NFKD').str.encode('ascii', e

```

```

df_finep = df_finep.groupby(['Município', 'UF']).sum()
df_finep = df_finep.merge(database, how='right', on=['Município', 'UF']).fillna(0)

df_finep_bndes = df_finep.merge(df_bndes, how='left', on=['Município', 'UF']).fillna(0)
df_finep_bndes = df_finep_bndes.merge(df_rais_2_1, left_on='Cod.IBGE', right_on='id_municipio')
df_finep_bndes['Média de Investimentos do BNDES e FINEP'] = (df_finep_bndes['Valor Finep'] + df_finep_bndes['Valor Bndes'])/2

subdet_input = subdet_input.merge(df_finep_bndes, how='right', on='Cod.IBGE')
interesse=['Cod.IBGE', 'Proporção de Mestres e Doutores em C&T', 'Proporção de Funcionários em C&T',
           'Média de Investimentos do BNDES e FINEP']
subdet_input=subdet_input[interesse]

##### 2.6.1.4. Indicador Infraestrutura Tecnológica #####
df_inpi_contrato = pd.read_excel('DETERMINANTE INOVAÇÃO/5 - Depósitos de Marcas por Cidade.xls',
                                usecols='A,B,U,V', header=7).dropna()

df_inpi_contrato = df_inpi_contrato.rename(columns={df_inpi_contrato.columns[0]: 'Cod.IBGE',
                                                    df_inpi_contrato.columns[1]: 'Município'})

df_inpi_contrato['2018+2019'] = df_inpi_contrato.iloc[:,2] + df_inpi_contrato.iloc[:,3]
df_inpi_contrato['Cod.IBGE'] = df_inpi_contrato['Cod.IBGE'].astype(str)
df_inpi_contrato = df_inpi_contrato.merge(database, how='right', on='Cod.IBGE')
df_inpi_contrato = df_inpi_contrato.merge(df_rais, how='right', on='Cod.IBGE')
df_inpi_contrato['Contratos de Concessão'] = (df_inpi_contrato['2018+2019'])/df_inpi_contrato['mil_em']

subdet_input = subdet_input.merge(df_inpi_contrato, how='right', on='Cod.IBGE')
subdet_input = subdet_input.merge(amostra, how='left', on=['Cod.IBGE'])
interesse=['Município', 'UF', 'Proporção de Mestres e Doutores em C&T',
           'Proporção de Funcionários em C&T', 'Média de Investimentos do BNDES e FINEP',
           'Contratos de Concessão']
subdet_input = subdet_input[interesse].set_index(['Município', 'UF'])

# Tratamentos de para os missing e outliers
missing_data(subdet_input)
extreme_values(subdet_input)

# Criando o subdeterminante
create_subindex(subdet_input, subdet)
inovacao[subdet] = subdet_input

```

5.0.0.2 Subdeterminante Outputs

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Outputs [clique aqui](#).


```

# Indicando o subdeterminante
subdet = 'Output'

##### Indicador Patentes #####
letras = ['a','b','c']
tipo = ['PI','MU','CA']
for i in list(range(0,3)):
    globals()[f'df_inpi_patente_{i}'] = pd.read_excel(f'DETERMINANTE INOVAÇÃO/5{letras[i]} - Depósito
                                                    usecols='A,B,U,V', header=7).dropna().assign(tipo=tipo[i])

    pdList = []
    pdList.extend(value for name, value in locals().items() if name.startswith('df_inpi_patente_'))
    indicador_patente = pd.concat(pdList, axis=0)

indicador_patente = indicador_patente.rename(columns={indicador_patente.columns[0]: 'Cod.IBGE',
                                                    indicador_patente.columns[1]: 'Município'})

indicador_patente['2018+2019'] = indicador_patente.iloc[:,2] + indicador_patente.iloc[:,3]
indicador_patente['Cod.IBGE'] = indicador_patente['Cod.IBGE'].astype(str)
indicador_patente = indicador_patente.pivot(index='Cod.IBGE', columns='tipo', values='2018+2019').fillna(0)
cols = indicador_patente.columns[: indicador_patente.shape[0]]
indicador_patente['CA+MU+PI'] = indicador_patente[cols].sum(axis=1)
indicador_patente = indicador_patente.merge(database, how='right', on='Cod.IBGE')
indicador_patente = indicador_patente.merge(df_rais, how='right', on='Cod.IBGE')
indicador_patente['Patentes'] = (indicador_patente['CA+MU+PI'])/df_inpi_contrato['mil_emp']

subdet_output = indicador_patente[['Cod.IBGE', 'Patentes']]
subdet_output = subdet_output.merge(amostra, how='right', on='Cod.IBGE')
subdet_output = subdet_output[['Cod.IBGE', 'NOME DO MUNICÍPIO', 'UF', 'Patentes']]
subdet_output = subdet_output.rename(columns={'NOME DO MUNICÍPIO': 'Município'})

##### Indicador Tamanho da indústria Inovadora #####
list_cnae = tuple([
    'Fabricação de cloro e álcalis', 'Fabricação de intermediários para fertilizantes',
    'Fabricação de adubos e fertilizantes', 'Fabricação de gases industriais',
    'Fabricação de produtos químicos inorgânicos não especificados anteriormente',
    'Fabricação de produtos petroquímicos básicos', 'Fabricação de intermediários para plastificantes',
    'Fabricação de produtos químicos orgânicos não especificados anteriormente',
    'Fabricação de resinas termoplásticas', 'Fabricação de resinas termofixas',
    'Fabricação de elastômeros', 'Fabricação de fibras artificiais e sintéticas',
    'Fabricação de defensivos agrícolas', 'Fabricação de desinfestantes domissanitários',
    'Fabricação de sabões e detergentes sintéticos', 'Fabricação de produtos de limpeza e polimento',
    'Fabricação de cosméticos, produtos de perfumaria e de higiene pessoal',
    'Fabricação de tintas, vernizes, esmaltes e lacas', 'Fabricação de tintas de impressão',

```

'Fabricação de impermeabilizantes, solventes e produtos afins',
 'Fabricação de adesivos e selantes', 'Fabricação de explosivos',
 'Fabricação de aditivos de uso industrial', 'Fabricação de catalisadores',
 'Fabricação de produtos químicos não especificados anteriormente',
 'Fabricação de produtos farmoquímicos', 'Fabricação de medicamentos para uso humano',
 'Fabricação de medicamentos para uso veterinário', 'Fabricação de preparações farmacêuticas',
 'Fabricação de aparelhos e equipamentos de medida, teste e controle', 'Fabricação de cronômetros e relógios',
 'Fabricação de aparelhos eletromédicos e eletroterapêuticos e equipamentos de irradiação',
 'Fabricação de equipamentos e instrumentos ópticos, fotográficos e cinematográficos',
 'Fabricação de geradores, transformadores e motores elétricos',
 'Fabricação de pilhas, baterias e acumuladores elétricos, exceto para veículos automotores',
 'Fabricação de baterias e acumuladores para veículos automotores',
 'Fabricação de aparelhos e equipamentos para distribuição e controle de energia elétrica',
 'Fabricação de material elétrico para instalações em circuito de consumo',
 'Fabricação de fios, cabos e condutores elétricos isolados',
 'Fabricação de lâmpadas e outros equipamentos de iluminação',
 'Fabricação de fogões, refrigeradores e máquinas de lavar e secar para uso doméstico',
 'Fabricação de aparelhos eletrodomésticos não especificados anteriormente',
 'Fabricação de equipamentos e aparelhos elétricos não especificados anteriormente',
 'Fabricação de motores e turbinas, exceto para aviões e veículos rodoviários',
 'Fabricação de equipamentos hidráulicos e pneumáticos, exceto válvulas',
 'Fabricação de válvulas, registros e dispositivos semelhantes', 'Fabricação de compressores',
 'Fabricação de equipamentos de transmissão para fins industriais',
 'Fabricação de aparelhos e equipamentos para instalações térmicas',
 'Fabricação de máquinas, equipamentos e aparelhos para transporte e elevação de cargas e pessoas',
 'Fabricação de máquinas e aparelhos de refrigeração e ventilação para uso industrial e comercial',
 'Fabricação de aparelhos e equipamentos de ar condicionado',
 'Fabricação de máquinas e equipamentos para saneamento básico e ambiental',
 'Fabricação de máquinas e equipamentos de uso geral não especificados anteriormente',
 'Fabricação de tratores agrícolas', 'Fabricação de equipamentos para irrigação agrícola',
 'Fabricação de máquinas e equipamentos para a agricultura e pecuária, exceto para irrigação',
 'Fabricação de máquinas-ferramenta', 'Fabricação de máquinas e equipamentos para a prospecção e exploração mineral',
 'Fabricação de outras máquinas e equipamentos para uso na extração mineral, exceto na extração de petróleo e gás natural',
 'Fabricação de tratores, exceto agrícolas', 'Fabricação de máquinas e equipamentos para terraplenagem',
 'Fabricação de máquinas para a indústria metalúrgica, exceto máquinas-ferramenta',
 'Fabricação de máquinas e equipamentos para as indústrias de alimentos, bebidas e fumo',
 'Fabricação de máquinas e equipamentos para a indústria têxtil',
 'Fabricação de máquinas e equipamentos para as indústrias do vestuário, do couro e de calçados',
 'Fabricação de máquinas e equipamentos para as indústrias de celulose, papel e papelão e artefatos',
 'Fabricação de máquinas e equipamentos para a indústria do plástico',
 'Fabricação de máquinas e equipamentos para uso industrial específico não especificados anteriormente',
 'Fabricação de automóveis, camionetas e utilitários', 'Fabricação de caminhões e ônibus',
 'Fabricação de cabines, carrocerias e reboques para veículos automotores',

```

'Fabricação de peças e acessórios para o sistema motor de veículos automotores',
'Fabricação de peças e acessórios para os sistemas de marcha e transmissão de veículos automotores',
'Fabricação de peças e acessórios para o sistema de freios de veículos automotores',
'Fabricação de peças e acessórios para o sistema de direção e suspensão de veículos automotores',
'Fabricação de material elétrico e eletrônico para veículos automotores, exceto baterias',
'Fabricação de peças e acessórios para veículos automotores não especificados anteriormente',
'Recondicionamento e recuperação de motores para veículos automotores',
'Fabricação de locomotivas, vagões e outros materiais rodantes',
'Fabricação de peças e acessórios para veículos ferroviários', 'Fabricação de aeronaves',
'Fabricação de turbinas, motores e outros componentes e peças para aeronaves',
'Fabricação de motocicletas', 'Fabricação de bicicletas e triciclos não-motorizados',
'Fabricação de equipamentos de transporte não especificados anteriormente'])

variaveis = ('cnae_2, descricao')
base = ``basedosdados.br_bd_diretorios_brasil.cnae_2`
project_id = 'double-balm-306418'
query = (f'SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE descricao IN {list_cnae}')
cnae_2 = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
cnae_2['cnae_2'] = cnae_2['cnae_2'].str.replace(r"(\d)\.", r"\1").str.replace(r"(\d)\-", r"\1")
cnae_2 = tuple(cnae_2['cnae_2'])

variaveis = ('id_municipio, count(*)')
base = ``basedosdados.br_me_rais.microdados_estabelecimentos`
project_id = 'double-balm-306418'
cod_ibge = tuple(database['Cod.IBGE'].astype(str))
query = (f'SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE ano = 2020 AND id_municipio'
        f' IN {cod_ibge} AND cnae_2 IN {cnae_2} GROUP BY id_municipio')
df_rais_inova = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
df_rais_inova = df_rais_inova.merge(df_rais, left_on='id_municipio', right_on='Cod.IBGE')
df_rais_inova['Tamanho da Indústria Inovadora'] = df_rais_inova['f0__x']/df_rais_inova['f0__y']

subdet_output = subdet_output.merge(df_rais_inova, how='left', on='Cod.IBGE')
interesse=['Cod.IBGE', 'Município', 'UF', 'Patentes', 'Tamanho da Indústria Inovadora']
subdet_output=subdet_output[interesse]

##### Indicador Tamanho da indústria Criativa #####
list_cnae = tuple([
' Lapidação de gemas e fabricação de artefatos de ourivesaria e joalheria',
' Fabricação de bijuterias e artefatos semelhantes', 'Fabricação de instrumentos musicais',
' Edição de livros', 'Edição de jornais', 'Edição de revistas',
' Edição de Cadastros, Listas e de Outros Produtos Gráficos',
' Edição integrada à impressão de livros', 'Edição integrada à impressão de jornais',
' Edição integrada à impressão de revistas', 'Atividades de televisão aberta',

```

```

'Edição integrada à impressão de cadastros, listas e de outros produtos gráficos',
'Atividades de produção cinematográfica, de vídeos e de programas de televisão',
'Atividades de pós-produção cinematográfica, de vídeos e de programas de televisão',
'Distribuição cinematográfica, de vídeo e de programas de televisão',
'Atividades de exibição cinematográfica','Agências de notícias',
'Atividades de gravação de som e de edição de música','Atividades de rádio',
'Programadoras e atividades relacionadas à televisão por assinatura',
'Serviços de arquitetura','Agências de publicidade',
'Pesquisa e desenvolvimento experimental em ciências físicas e naturais',
'Pesquisa e desenvolvimento experimental em ciências sociais e humanas',
'Atividades de publicidade não especificadas anteriormente',
'Design e decoração de interiores','Atividades fotográficas e similares',
'Aluguel de fitas de vídeo, DVDs e similares','Ensino de arte e cultura',
'Ensino de idiomas','Artes cênicas, espetáculos e atividades complementares',
'Criação artística','Gestão de espaços para artes cênicas, espetáculos e outras atividades artíst
'Atividades de bibliotecas e arquivos',
'Atividades de museus e de exploração, restauração artística e conservação de lugares e prédios h
'Atividades de jardins botânicos, zoológicos, parques nacionais, reservas ecológicas e áreas de p
'Atividades de organizações associativas ligadas à cultura e à arte'])

variaveis = ('cnae_2, descricao')
base = ``basedosdados.br_bd_diretorios_brasil.cnae_2`
project_id = 'double-balm-306418'
query = (f'SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE descricao IN {list_cnae}')
cnae_2 = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
cnae_2['cnae_2'] = cnae_2['cnae_2'].str.replace(r"(\d)\.",r"\1").str.replace(r"(\d)\-",r"\1")
cnae_2 = tuple(cnae_2['cnae_2'])

variaveis = ('id_municipio, count(*)')
base = ``basedosdados.br_me_rais.microdados_estabelecimentos`
project_id = 'double-balm-306418'
cod_ibge = tuple(database['Cod.IBGE'].astype(str))
query = (f'SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE ano = 2020 AND id_municipio'
        f' IN {cod_ibge} AND cnae_2 IN {cnae_2} GROUP BY id_municipio')
df_rais_cria = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
df_rais_cria = df_rais_cria.merge(df_rais, left_on='id_municipio', right_on='Cod.IBGE')
df_rais_cria['Tamanho da Indústria Criativa'] = df_rais_cria['f0__x']/df_rais_cria['f0__y']

subdet_output = subdet_output.merge(df_rais_cria, how='left', on='Cod.IBGE')
interesse=['Cod.IBGE','Município','UF','Patentes','Tamanho da Indústria Inovadora',
          'Tamanho da Indústria Criativa']
subdet_output=subdet_output[interesse]

```

```
##### Indicador Tamanho das Empresas TIC #####

list_cnae = tuple([
    'Fabricação de componentes eletrônicos','Fabricação de equipamentos de informática',
    'Fabricação de periféricos para equipamentos de informática',
    'Fabricação de equipamentos transmissores de comunicação',
    'Fabricação de aparelhos telefônicos e de outros equipamentos de comunicação',
    'Fabricação de aparelhos de recepção, reprodução, gravação e amplificação de áudio e vídeo',
    'Fabricação de mídias virgens, magnéticas e ópticas',
    'Comércio atacadista de computadores, periféricos e suprimentos de informática',
    'Comércio atacadista de componentes eletrônicos e equipamentos de telefonia e comunicação',
    'Telecomunicações sem fio','Operadoras de televisão por assinatura por cabo',
    'Telecomunicações por satélite','Operadoras de televisão por assinatura por microondas',
    'Operadoras de televisão por assinatura por satélite','Outras atividades de telecomunicações',
    'Desenvolvimento de programas de computador sob encomenda',
    'Desenvolvimento e licenciamento de programas de computador customizáveis',
    'Desenvolvimento e licenciamento de programas de computador não-customizáveis',
    'Consultoria em tecnologia da informação',
    'Suporte técnico, manutenção e outros serviços em tecnologia da informação',
    'Tratamento de dados, provedores de serviços de aplicação e serviços de hospedagem na internet',
    'Portais, provedores de conteúdo e outros serviços de informação na internet',
    'Reparação e manutenção de computadores e de equipamentos periféricos',
    'Reparação e manutenção de equipamentos de comunicação'])

variaveis = ('cnae_2, descricao')
base = '`basedosdados.br_bd_diretorios_brasil.cnae_2`'
project_id = 'double-balm-306418'
query = (f'SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE descricao IN {list_cnae}')
cnae_2 = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
cnae_2['cnae_2'] = cnae_2['cnae_2'].str.replace(r"(\d)\.",r"\1").str.replace(r"(\d)\-",r"\1")
cnae_2 = tuple(cnae_2['cnae_2'])

variaveis = ('id_municipio, count(*)')
base = '`basedosdados.br_me_rais.microdados_estabelecimentos`'
project_id = 'double-balm-306418'
cod_ibge = tuple(database['Cod.IBGE'].astype(str))
query = (f'SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE ano = 2020 AND id_municipio'
         f' IN {cod_ibge} AND cnae_2 IN {cnae_2} GROUP BY id_municipio')
df_rais_tic = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
df_rais_tic = df_rais_tic.merge(df_rais, left_on='id_municipio', right_on='Cod.IBGE')
df_rais_tic['Tamanho das Empresas TIC'] = df_rais_tic['f0__x']/df_rais_tic['f0__y']

subdet_output = subdet_output.merge(df_rais_tic, how='left', on='Cod.IBGE')
interesse=['Município','UF','Patentes','Tamanho da Indústria Inovadora',
```

```

        'Tamanho da Indústria Criativa', 'Tamanho das Empresas TIC']
subdet_output=subdet_output[interesse].set_index(['Município', 'UF'])

# Tratamentos de para os missing e outliers
missing_data(subdet_output)
extreme_values(subdet_output)

# Criando o subdeterminante
create_subindex(subdet_output, subdet)
inovacao[subdet] = subdet_output

##### Criando o Determinante Inovação #####
inovacao = pd.concat(inovacao, axis=1)
create_detindex(inovacao, 'Inovação')

inovacao.to_csv('DETERMINANTES/det-INOVACAO.csv')

```

Determinante Capital Humano

- Para retornar ao relatório do Determinante Capital Humano [clique aqui](#).
- A fim de facilitar a coleta de dados, a importação e pré-tratamento dos microdados do Enem e do Censo Escolar de 2021 foi feito no R.

– Censo Escolar 2021

```

# -----
# Censo Escolar 2021
library(data.table)
library(tidyverse)

censo_escolar_2021 <- data.table::fread("C:/Users/cesar.albuquerque/Desktop/TCC/Aplicações no R/micro

cod_100_mun <- c(
  "3550308", "3304557", "5300108", "2927408", "2304400", "3106200", "1302603", "4106902",
  "2611606", "5208707", "1501402", "4314902", "3518800", "3509502", "2111300", "3304904",
  "2704302", "3301702", "5002704", "2408102", "2211001", "3548708", "2507507", "3303500",
  "3549904", "3547809", "3543402", "2607901", "3170206", "3534401", "3552205", "3118601",
  "2800308", "2910800", "5103403", "4209102", "5201405", "4113700", "3136702", "1100205",
  "1500800", "3205002", "4305108", "1600303", "3303302", "4205407", "3300456", "3301009",
  "3205200", "3529401", "3305109", "3549805", "3530607", "3106705", "1400100", "4115200",
  "3548500", "3513801", "3525904", "1200401", "3143302", "2504009", "3538709", "3510609",
  "5201108", "2609600", "3201308", "3506003", "3523107", "3551009", "3205309", "2604106",
  "2303709", "4202404", "2611101", "4119905", "3516200", "4304606", "4314407", "2933307",

```

```

"3154606", "3170107", "2610707", "3541000", "4104808", "4125506", "3518701", "3554102",
"1721000", "3526902", "2905701", "1506807", "3303906", "2408003", "3552502", "3552809",
"5108402", "3552403", "1504208", "4309209", "4316907"
)

ce_2021_lim <- censo_escolar_2021 %>%
  filter(CO_MUNICIPIO %in% cod_100_mun)

write.csv(ce_2021_lim, "CE_2021_100mun.csv")

```

- ENEM 2021

```

# -----
# ENEM 2021
library(data.table)
library(tidyverse)

enem_2021 <- data.table::fread("C:/Users/cesar.albuquerque/Desktop/TCC/Aplicações no R/MICRODADOS_ENEM2021.csv")

enem_2021_lim <- enem_2021 %>%
  select(NU_INSCRICAO, CO_MUNICIPIO_ESC, TP_ST_CONCLUSAO, TP_ENSINO, NU_NOTA_CH,
         NU_NOTA_CN, NU_NOTA_LC, NU_NOTA_MT, NU_NOTA_REDACAO, Q001, Q002)

cod_100_mun <- c(
  "3550308", "3304557", "5300108", "2927408", "2304400", "3106200", "1302603", "4106902",
  "2611606", "5208707", "1501402", "4314902", "3518800", "3509502", "2111300", "3304904",
  "2704302", "3301702", "5002704", "2408102", "2211001", "3548708", "2507507", "3303500",
  "3549904", "3547809", "3543402", "2607901", "3170206", "3534401", "3552205", "3118601",
  "2800308", "2910800", "5103403", "4209102", "5201405", "4113700", "3136702", "1100205",
  "1500800", "3205002", "4305108", "1600303", "3303302", "4205407", "3300456", "3301009",
  "3205200", "3529401", "3305109", "3549805", "3530607", "3106705", "1400100", "4115200",
  "3548500", "3513801", "3525904", "1200401", "3143302", "2504009", "3538709", "3510609",
  "5201108", "2609600", "3201308", "3506003", "3523107", "3551009", "3205309", "2604106",
  "2303709", "4202404", "2611101", "4119905", "3516200", "4304606", "4314407", "2933307",
  "3154606", "3170107", "2610707", "3541000", "4104808", "4125506", "3518701", "3554102",
  "1721000", "3526902", "2905701", "1506807", "3303906", "2408003", "3552502", "3552809",
  "5108402", "3552403", "1504208", "4309209", "4316907"
)

enem_2021_lim_100 <- enem_2021_lim %>%
  filter(CO_MUNICIPIO_ESC %in% cod_100_mun)

write.csv(enem_2021_lim_100, "ENEM_2021_100mun.csv")

```

- Retornando ao Python

```
# Criando o ambiente que criará o determinante
capital_humano = {}
```

Subdeterminante Acesso e Qualidade da Mão de Obra Básica

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Acesso e Qualidade da Mão de Obra Básica clique aqui

```
# Indicando o subdeterminante
subdet = 'Acesso e Qualidade da Mão de Obra Básica'

##### Indicador nota ideb #####
df_ideb = pd.read_excel('Arquivos ICE - 23/Ind_Originais_ICE_2022.xlsx', header=5,
                        usecols="B:C,BA")
subdet_acesso = df_ideb.rename(columns={df_ideb.columns[1]: 'Município',
                                       df_ideb.columns[2]: 'Nota do IDEB'})

subdet_acesso = subdet_acesso.merge(amostra, how='right', left_on='Município',
                                   right_on='NOME DO MUNICÍPIO')
subdet_acesso = subdet_acesso[['UF_x', 'Município', 'Nota do IDEB', 'Cod.IBGE']]
subdet_acesso = subdet_acesso.rename(columns={'UF_x': 'UF'})

##### Indicador proporção de adultos com pelo menos o ensino médio completo #####
df_enem = pd.read_csv('DETERMINANTE CAPITAL HUMANO/ENEM_2021_100mun.csv')

alvo = ['E', 'F', 'M']

pai_EM, mae_EM, num_inscritos = pd.DataFrame(), pd.DataFrame(), pd.DataFrame()

num_inscritos['n_inscritos'] = df_enem.groupby('CO_MUNICIPIO_ESC').size()
pai_EM['pai_EM'] = df_enem[df_enem['Q001'].isin(alvo)].groupby('CO_MUNICIPIO_ESC').size()
mae_EM['mae_EM'] = df_enem[df_enem['Q002'].isin(alvo)].groupby('CO_MUNICIPIO_ESC').size()

pai_mae_EM = pai_EM.merge(mae_EM, how='inner', on='CO_MUNICIPIO_ESC')
pai_mae_EM = pai_mae_EM.merge(num_inscritos, how='inner', on='CO_MUNICIPIO_ESC')

pai_mae_EM['prop_pai_EM'] = pai_mae_EM['pai_EM']/pai_mae_EM['n_inscritos']
pai_mae_EM['prop_mae_EM'] = pai_mae_EM['mae_EM']/pai_mae_EM['n_inscritos']
pai_mae_EM['Proporção de Adultos com pelo menos o Ensino Médio Completo'] = (pai_mae_EM['prop_pai_EM'] +
pai_mae_EM['prop_mae_EM'])

interesse = ['Proporção de Adultos com pelo menos o Ensino Médio Completo']
pai_mae_EM = pai_mae_EM[interesse].reset_index()
pai_mae_EM['CO_MUNICIPIO_ESC'] = pai_mae_EM['CO_MUNICIPIO_ESC'].astype(str)
```



```

subdet_acesso = subdet_acesso.merge(pai_mae_EM, how='right', left_on='Cod.IBGE',
                                     right_on='CO_MUNICIPIO_ESC')

##### Indicador Taxa Líquida de Matrícula no Ensino Médio #####
#### Pessoas entre 15 e 17 anos no município (população 2010)
variaveis = 'id_setor_censitario, sigla_uf, v049, v050, v051'
base = '`basedosdados.br_ibge_censo_demografico.setor_censitario_idade_total_2010`'
project_id = 'double-balm-306418'
query = (f'SELECT {variaveis} FROM {base}')

df_censo_15_17 = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
df_censo_15_17['Cod.IBGE'] = df_censo_15_17['id_setor_censitario'].str[:7]
df_censo_15_17['UF'] = df_censo_15_17['sigla_uf'].str[:2]
df_censo_15_17 = df_censo_15_17.merge(database, how='right', on='Cod.IBGE')
df_censo_15_17 = df_censo_15_17.dropna()

df_censo_15_17 = df_censo_15_17.iloc[:,2:7].set_index(['Cod.IBGE', 'UF'])
df_censo_15_17.iloc[:,0:3] = df_censo_15_17.iloc[:,0:3].apply(pd.to_numeric)
df_censo_15_17 = df_censo_15_17.groupby('Cod.IBGE').sum()
df_censo_15_17['pop_15_17'] = df_censo_15_17.sum(axis=1)

#### População 2010
variaveis = 'id_municipio, populacao'
base = '`basedosdados.br_ibge_populacao.municipio`'
project_id = 'double-balm-306418'
cod_ibge = tuple(database['Cod.IBGE'].astype(str))
query = (f'SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE ano = 2010 AND id_municipio IN {cod_ibge}')

pop_2010 = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
populacao = pop_2010.merge(amostra, left_on='id_municipio', right_on='Cod.IBGE')
interesse = ['Cod.IBGE', 'populacao', 'POPULAÇÃO ESTIMADA']
populacao = populacao[interesse]
populacao['tx_crecimento'] = 1 + (populacao['POPULAÇÃO ESTIMADA'].astype(int)-populacao['populacao'])

df_censo_15_17 = df_censo_15_17.merge(populacao, how='right', on='Cod.IBGE')
df_censo_15_17['pop_15_17_atualizado'] = df_censo_15_17['pop_15_17']*df_censo_15_17['tx_crecimento']

interesse = ['Cod.IBGE', 'pop_15_17_atualizado']
df_censo_15_17 = df_censo_15_17[interesse]

#### censo escolar população entre 15 e 17 anos
df_ce_2021 = pd.read_csv('DETERMINANTE CAPITAL HUMANO/CE_2021_100mun.csv',

```

```

        sep=',', encoding='latin-1')
df_ce_2021 = df_ce_2021[['CO_MUNICIPIO', 'QT_MAT_MED']].dropna()
df_ce_2021 = df_ce_2021.groupby('CO_MUNICIPIO').sum().reset_index()
df_ce_2021['CO_MUNICIPIO'] = df_ce_2021['CO_MUNICIPIO'].astype(str)

df_ce_2021 = df_ce_2021.merge(df_censo_15_17, left_on='CO_MUNICIPIO',
                             right_on='Cod.IBGE')

df_ce_2021['Taxa Líquida de Matrícula no Ensino Médio'] = df_ce_2021['QT_MAT_MED']/df_ce_2021['pop_15']

interesse = ['Cod.IBGE', 'Taxa Líquida de Matrícula no Ensino Médio']
df_ce_2021 = df_ce_2021[interesse]

subdet_acesso = subdet_acesso.merge(df_ce_2021, how='right', on='Cod.IBGE')

##### Indicador Nota Média no Enem #####
nota_enem = df_enem[['CO_MUNICIPIO_ESC', 'NU_NOTA_CH', 'NU_NOTA_CN',
                    'NU_NOTA_LC', 'NU_NOTA_MT', 'NU_NOTA_REDACAO']].dropna()
nota_enem = nota_enem.groupby('CO_MUNICIPIO_ESC').mean()
nota_enem['Nota Média no ENEM'] = nota_enem.mean(axis=1)
nota_enem = nota_enem['Nota Média no ENEM'].reset_index()
nota_enem['CO_MUNICIPIO_ESC'] = nota_enem['CO_MUNICIPIO_ESC'].astype(str)

subdet_acesso = subdet_acesso.merge(nota_enem, left_on='Cod.IBGE',
                                    right_on='CO_MUNICIPIO_ESC')

## Indicador Proporção de Matriculados no Ensino Técnico e Profissionalizante ##
#### População maior que 15 anos
base = ``basedosdados.br_ibge_censo_demografico.setor_censitario_idade_total_2010``
project_id = 'double-balm-306418'
query = (f'SELECT * FROM {base}')

df_censo_15 = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
df_censo_15['Cod.IBGE'] = df_censo_15['id_setor_censitario'].str[:7]
df_censo_15['UF'] = df_censo_15['sigla_uf'].str[:2]
df_censo_15 = df_censo_15.set_index(['UF', 'Cod.IBGE'])
df_censo_15 = df_censo_15.iloc[:,50:137].reset_index()
df_censo_15 = df_censo_15.merge(database, how='right', on='Cod.IBGE').dropna()
df_censo_15.iloc[:,2:89] = df_censo_15.iloc[:,2:89].apply(pd.to_numeric)
df_censo_15 = df_censo_15.groupby('Cod.IBGE').sum().reset_index()
df_censo_15['pop_maior_15'] = df_censo_15.sum(axis=1)

interesse=['Cod.IBGE', 'pop_maior_15']

```

```

df_censo_15 = df_censo_15[interesse].merge(populacao, how='right', on='Cod.IBGE')
df_censo_15['atualizada_pop_maior_15'] = df_censo_15['pop_maior_15']*df_censo_15['tx_crecimento']
interesse=['Cod.IBGE','atualizada_pop_maior_15']
df_censo_15=df_censo_15[interesse]

#### Censo escolar
df_ce_tec = pd.read_csv('DETERMINANTE CAPITAL HUMANO/CE_2021_100mun.csv',
                        sep=',', encoding='latin-1')
df_ce_tec = df_ce_tec[['CO_MUNICIPIO','QT_MAT_PROF_TEC']].dropna()
df_ce_tec = df_ce_tec.groupby('CO_MUNICIPIO').sum().reset_index()
df_ce_tec['CO_MUNICIPIO'] = df_ce_tec['CO_MUNICIPIO'].astype(str)

df_ce_tec = df_ce_tec.merge(df_censo_15, left_on='CO_MUNICIPIO',right_on='Cod.IBGE')

df_ce_tec['Proporção de Matriculados no Ensino Técnico e Profissionalizante'] = df_ce_tec['QT_MAT_PROF_TEC']/df_ce_tec['pop_maior_15']
interesse = ['Cod.IBGE','Proporção de Matriculados no Ensino Técnico e Profissionalizante']
df_ce_tec = df_ce_tec[interesse]

subdet_acesso = subdet_acesso.merge(df_ce_tec, how='right', on='Cod.IBGE')
subdet_acesso = subdet_acesso.set_index(['Município','UF'])
del subdet_acesso['Cod.IBGE']
del subdet_acesso['CO_MUNICIPIO_ESC_x']
del subdet_acesso['CO_MUNICIPIO_ESC_y']

# Tratamentos de para os missing e outliers
missing_data(subdet_acesso)
extreme_values(subdet_acesso)

# Criando o subdeterminante
create_subindex(subdet_acesso, subdet)
capital_humano[subdet] = subdet_acesso

```

Subdeterminante Acesso e Qualidade da Mão de Obra Qualificada

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Acesso e Qualidade da Mão de Obra Qualificada clique [aqui](#)

```

# Indicando o subdeterminante
subdet = 'Acesso e Qualidade da Mão de Obra Qualificada'

### Indicador Proporção de Adultos com Pelo Menos o Ensino Superior Completo ###
alvo = ['F','G']
pai_SUP,mae_SUP = pd.DataFrame(),pd.DataFrame()

```

```

pai_SUP['pai_SUP'] = df_enem[df_enem['Q001'].isin(alvo)].groupby('CO_MUNICIPIO_ESC').size()
mae_SUP['mae_SUP'] = df_enem[df_enem['Q002'].isin(alvo)].groupby('CO_MUNICIPIO_ESC').size()

pai_mae_SUP = pai_SUP.merge(mae_SUP, how='inner', on='CO_MUNICIPIO_ESC')
subdet_acesso_quali = pai_mae_SUP.merge(num_inscritos, how='inner', on='CO_MUNICIPIO_ESC')

subdet_acesso_quali['prop_pai_SUP'] = subdet_acesso_quali['pai_SUP']/subdet_acesso_quali['n_inscritos']
subdet_acesso_quali['prop_mae_SUP'] = subdet_acesso_quali['mae_SUP']/subdet_acesso_quali['n_inscritos']
subdet_acesso_quali['Proporção de Adultos com pelo menos os Ensino Superior Completo'] = (subdet_acesso_quali['prop_pai_SUP'] + subdet_acesso_quali['prop_mae_SUP'])
subdet_acesso_quali = subdet_acesso_quali[['CO_MUNICIPIO_ESC', 'Proporção de Adultos com pelo menos os Ensino Superior Completo']]

##### Indicador Proporção de Alunos Concluintes em Cursos de Alta Qualidade #####
df_enade = pd.read_excel('Arquivos ICE - 23/Ind_Originais_ICE_2022.xlsx', header=5,
                        usecols="B:C,BH")
df_enade = df_enade.rename(columns={df_enade.columns[2]: 'Proporção de Alunos Concluintes em Cursos de Alta Qualidade'})
df_enade = df_enade.merge(amostra, how='right', left_on='Município', right_on='NOME DO MUNICÍPIO')
df_enade = df_enade[['UF_x', 'Município', 'Proporção de Alunos Concluintes em Cursos de Alta Qualidade']]
df_enade = df_enade.rename(columns={'UF_x': 'UF'})

subdet_acesso_quali['CO_MUNICIPIO_ESC'] = subdet_acesso_quali['CO_MUNICIPIO_ESC'].astype(str)
subdet_acesso_quali = subdet_acesso_quali.merge(df_enade, right_on='Cod.IBGE',
                                                left_on='CO_MUNICIPIO_ESC')

order = ['Cod.IBGE', 'Município', 'UF', 'Proporção de Adultos com pelo menos os Ensino Superior Completo']
subdet_acesso_quali = subdet_acesso_quali[order]

##### Indicador Custo Médio de Salários de Dirigentes #####
cbo_2002 = tuple(['121005', '121010', '122105', '122110', '122115', '122120', '122205',
                  '122305', '122405', '122505', '122510', '122515', '122520', '122605',
                  '122610', '122615', '122620', '122705', '122710', '122715', '122720',
                  '122725', '122730', '122735', '122740', '122745', '122750', '122755',
                  '123105', '123110', '123115', '123205', '123210', '123305', '123310',
                  '123405', '123410', '123605', '123705', '123805', '131105', '131110',
                  '131115', '131120', '131205', '131210', '131215', '131220', '131225',
                  '131305', '131310', '131315', '131320', '141105', '141110', '141115',
                  '141120', '141205', '141305', '141405', '141410', '141415', '141420',
                  '141505', '141510', '141515', '141520', '141525', '141605', '141610',
                  '141615', '141705', '141710', '141715', '141720', '141725', '141730',
                  '141735', '141805', '141810', '141815', '141820', '141825', '141830',
                  '142105', '142110', '142115', '142120', '142125', '142130', '142205',
                  '142210', '142305', '142310', '142315', '142320', '142325', '142330',
                  '142335', '142340', '142345', '142350', '142405', '142410', '142415',
                  '142505', '142510', '142515', '142520', '142525', '142530', '142535',
                  '142605', '142610', '142705', '142710'])

```

```

variaveis = 'valor_remuneracao_media,id_municipio'
base = '`basedosdados.br_me_rais.microdados_vinculos`'
project_id = 'double-balm-306418'
cod_ibge = tuple(database['Cod.IBGE'].astype(str))
query = (f'SELECT {variaveis} FROM {base} WHERE ano = 2019 AND cbo_2002 IN {cbo_2002}'
        f' AND id_municipio IN {cod_ibge}')

df_rais = bd.read_sql(query=query, billing_project_id=project_id)
df_rais = df_rais.groupby('id_municipio').agg(['count', 'sum'])
df_rais['Custo Médio de Salários de Dirigentes'] = df_rais.iloc[:,1]/df_rais.iloc[:,0]
interesse = ['Custo Médio de Salários de Dirigentes']
df_rais = df_rais[interesse].reset_index().droplevel(level=1, axis=1)
df_rais['Custo Médio de Salários de Dirigentes'] = negative(df_rais['Custo Médio de Salários de Dirigentes'])

subdet_acesso_quali = subdet_acesso_quali.merge(df_rais, right_on='id_municipio',
                                                left_on='Cod.IBGE')
subdet_acesso_quali = subdet_acesso_quali.set_index(['Município', 'UF'])
del subdet_acesso_quali['Cod.IBGE']
del subdet_acesso_quali['id_municipio']

# Tratamentos de para os missing e outliers
missing_data(subdet_acesso_quali)
extreme_values(subdet_acesso_quali)

# Criando o subdeterminante
create_subindex(subdet_acesso_quali, subdet)
capital_humano[subdet] = subdet_acesso_quali

##### Criando o determinante de Ambiente Regulatório #####
capital_humano = pd.concat(capital_humano, axis=1)
create_detindex(capital_humano, 'Capital Humano')

capital_humano.to_csv('DETERMINANTES/det-CAPITAL HUMANO.csv')

```

Determinante Cultura

- Para retornar ao relatório do Determinante Cultura [clique aqui](#).

```

# Função para coletar os dados do google trends

def save_googletrends(database, term):

    name = term.split(' ')[-1].replace('_', ' ')

```

```

term = term.replace('_', ' ')
c_name = 'Pesquisas '+term

if c_name not in database.columns:
    indicador = pd.read_csv('DETERMINANTE CULTURA/geoMap-'+name+'.csv').reset_index()
    indicador = indicador.rename(columns={'index': 'Município', 'Category: All categories': c_name})
    database = database.merge(indicador, how='left', on='Município').fillna(0)
    database[c_name] = database[c_name].astype(int)

return database

# Criando o ambiente que criará o determinante
cultura = {}

```

Subdeterminante Iniciativa

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Iniciativa [clique aqui](#)

```

# -----
# 2.8.1. SUBDETERMINANTE INICIATIVA
subdet = 'Iniciativa'

iniciativa = ['pelo Termo Empreendedora', 'pelo Termo Empreendedorismo', 'pelo Termo MEI']
sub_iniciativa = pd.DataFrame(database)

sub_iniciativa = save_googletrends(sub_iniciativa, 'pelo Termo Empreendedora')
sub_iniciativa = save_googletrends(sub_iniciativa, 'pelo Termo Empreendedorismo')
sub_iniciativa = save_googletrends(sub_iniciativa, 'pelo Termo MEI')
sub_iniciativa = sub_iniciativa.set_index('Município')

missing_data(sub_iniciativa)
extreme_values(sub_iniciativa)
create_subindex(sub_iniciativa, subdet)
cultura[subdet] = sub_iniciativa

```

Subdeterminante Instituições

- Para retornar ao relatório do Subdeterminante Instituições [clique aqui](#)

```

# -----
# 2.8.2. SUBDETERMINANTE INSTITUIÇÕES

subdet = 'Instituições'

```

```

instituicoes = ['por Sebrae', 'por Franquia', 'por SIMPLES_Nacional', 'por Senac']
sub_instituicoes = pd.DataFrame(database)

sub_instituicoes = save_googletrends(sub_instituicoes, 'por Sebrae')
sub_instituicoes = save_googletrends(sub_instituicoes, 'por Franquia')
sub_instituicoes = save_googletrends(sub_instituicoes, 'por SIMPLES_Nacional')
sub_instituicoes = save_googletrends(sub_instituicoes, 'por Senac')
sub_instituicoes = sub_instituicoes.set_index('Município')

missing_data(sub_instituicoes)
extreme_values(sub_instituicoes)
create_subindex(sub_instituicoes, subdet)
cultura[subdet] = sub_instituicoes

# -----
cultura = pd.concat(cultura, axis=1)
cultura
create_detindex(cultura, 'Cultura')

cultura = cultura.reset_index()
cultura['UF'] = amostra['UF']
cultura = cultura.set_index(['Município', 'UF'])

cultura.to_csv('DETERMINANTES/det-CULTURA.csv')

```

Análise de Componentes Principais

- Para retornar ao relatório da Análise de Componentes principais [clique aqui](#).

```

# Bibliotecas utilizadas no R
library("data.table")
library("tidyverse")
library("psych")
install.packages(psych)

#-----
# Criando looping para importar os indicadores padronizados
det <- c("ACESSO A CAPITAL", "AMBIENTE REGULATÓRIO", "CAPITAL HUMANO", "CULTURA",
        "INFRAESTRUTURA", "INOVACAO", "MERCADO")
det_s <- c("ACESSO_CAPITAL", "AMBIENTE_REGULATORIO", "CAPITAL_HUMANO", "CULTURA",
        "INFRAESTRUTURA", "INOVACAO", "MERCADO")
last_col <- c(7, 16, 13, 12, 12, 14, 11)

```

```

arq <- list()
names <- list()
df <- list()

for(i in 1:7){
  # Importando a base
  arq[i] <- paste0("DETERMINANTES/det-",det[i],".csv")
  names[i] <- paste0("det_",det_s[i])
  df[[i]] <- assign(paste0("det_",det_s[i]), drop_na(fread(arq[[i]],select = c(1:2,last_col[i]),encod
})

determinantes <- df %>%
  reduce(full_join, by=c('V1','V2'))

colnames(determinantes)[1:2] <- c("Município","UF")

#-----
## Análise fatorial: fatores e autovalores

S <- cov(determinantes[,3:9])
S.eigen <- eigen(S)
S.eigen$values
plot(S.eigen$values, xlab = 'Fatores', ylab = 'Eigenvalue', type = 'b', xaxt = 'n',
     main='Eigenvalues X Fatores')
axis(1, at = seq(1, 7, by = 1))

# Criando tabela com a Análise dos Principais Componentes
root.fa.covar <- principal(determinantes[,3:9], nfactors =3, rotate = 'none', covar = TRUE)
root.fa.covar$uniquenesses
root.fa.covar$rot.mat
root.fa.covar

# Criando tabela com a Análise dos Principais Componentes
root.fa.covar <- principal(determinantes[,3:9], nfactors =3, rotate = 'quartimax', covar = TRUE)
root.fa.covar$uniquenesses
root.fa.covar$rot.mat
root.fa.covar

# ICE 23: soma os scores para os três fatores gerados pela análise fatorial
scores.ICE <- as.data.frame(psych::predict.psych(root.fa.covar, determinantes[,3:9]))
scores.ICE <- scores.ICE %>%
  mutate(ICE = RC1 + RC2 + RC3,
         ICE = (ICE - mean(ICE))/sd(ICE) + 6)

```



```

write.csv(scores.ICE, 'DETERMINANTES/scores-ICE-23.csv')

ICE_23 <- cbind(determinantes,scores.ICE[,4])
names(ICE_23)[10] <- 'Índice Cidades Empreendedoras 2023'

ICE_23$`Rank ICE 23` <- frankv(ICE_23, cols='Índice Cidades Empreendedoras 2023', order=-1)
ICE_23$`Rank Acesso a Capital` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Acesso a Capital', order=-1)
ICE_23$`Rank Ambiente Regulatório` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Ambiente Regulatório', order=-1)
ICE_23$`Rank Capital Humano` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Capital Humano', order=-1)
ICE_23$`Rank Cultura` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Cultura', order=-1,ties.method = "max")
ICE_23$`Rank Infraestrutura` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Infraestrutura', order=-1)
ICE_23$`Rank Inovação` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Inovação', order=-1)
ICE_23$`Rank Mercado` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Mercado', order=-1)

ICE_23 <- ICE_23[, c(1:3,12,4,13,5,14,6,15,7,16,8,17,9,18,10,11)]

write.csv(ICE_23, 'DETERMINANTES/ICE-2023.csv')

# Teste KMO
kmo <- KMO(determinantes[,3:9])
kmo

```

- Para retornar ao relatório da Análise de Componentes principais: Cultura [clique aqui](#).

```

# Bibliotecas utilizadas no R
library("data.table")
library("tidyverse")
library("psych")
install.packages(psych)

#-----
# Criando looping para importar os indicadores padronizados
det <- c("ACESSO A CAPITAL","AMBIENTE REGULATÓRIO","CAPITAL HUMANO","CULTURA2",
        "INFRAESTRUTURA","INOVACAO","MERCADO")
det_s <- c("ACESSO_CAPITAL","AMBIENTE_REGULATORIO","CAPITAL_HUMANO","CULTURA",
        "INFRAESTRUTURA","INOVACAO","MERCADO")
last_col <- c(7,16,13,12,12,14,11)

arq <- list()
names <- list()
df <- list()

for(i in 1:7){

```

```

# Importando a base
arq[i] <- paste0("DETERMINANTES/det-",det[i],".csv")
names[i] <- paste0("det_",det_s[i])
df[[i]] <- assign(paste0("det_",det_s[i]), drop_na(fread(arq[[i]],select = c(1:2,last_col[i]),encod
})

determinantes <- df %>%
  reduce(full_join, by=c('V1','V2'))

colnames(determinantes)[1:2] <- c("Município","UF")

#-----
## Análise fatorial: fatores e autovalores

S <- cov(determinantes[,3:9])
S.eigen <- eigen(S)
S.eigen$values
plot(S.eigen$values, xlab = 'Fatores', ylab = 'Eigenvalue', type = 'b', xaxt = 'n',
     main='Eigenvalues X Fatores')
axis(1, at = seq(1, 7, by = 1))

# Criando tabela com a Análise dos Principais Componentes
root.fa.covar <- principal(determinantes[,3:9], nfactors =3, rotate = 'none', covar = TRUE)
root.fa.covar$uniquenesses
root.fa.covar$rot.mat
root.fa.covar

# Criando tabela com a Análise dos Principais Componentes
root.fa.covar <- principal(determinantes[,3:9], nfactors =3, rotate = 'quartimax', covar = TRUE)
root.fa.covar$uniquenesses
root.fa.covar$rot.mat
root.fa.covar

# ICE 23: soma os scores para os três fatores gerados pela análise fatorial
scores.ICE <- as.data.frame(psych::predict.psych(root.fa.covar, determinantes[,3:9]))
scores.ICE <- scores.ICE %>%
  mutate(ICE = RC1 + RC2 + RC3,
         ICE = (ICE - mean(ICE))/sd(ICE) + 6)

write.csv(scores.ICE, 'DETERMINANTES/scores-ICE-23.csv')

ICE_23 <- cbind(determinantes,scores.ICE[,4])
names(ICE_23)[10] <- 'Índice Cidades Empreendedoras 2023'

```

```

ICE_23$`Rank ICE 23` <- frankv(ICE_23, cols='Índice Cidades Empreendedoras 2023', order=-1)
ICE_23$`Rank Acesso a Capital` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Acesso a Capital', order=-1)
ICE_23$`Rank Ambiente Regulatório` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Ambiente Regulatório', order=-1)
ICE_23$`Rank Capital Humano` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Capital Humano', order=-1)
ICE_23$`Rank Cultura` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Cultura', order=-1, ties.method = "max")
ICE_23$`Rank Infraestrutura` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Infraestrutura', order=-1)
ICE_23$`Rank Inovação` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Inovação', order=-1)
ICE_23$`Rank Mercado` <- frankv(ICE_23, cols='Índice de Mercado', order=-1)

ICE_23 <- ICE_23[, c(1:3,12,4,13,5,14,6,15,7,16,8,17,9,18,10,11)]

write.csv(ICE_23, 'DETERMINANTES/ICE-2023.csv')

# Teste KMO
kmo <- KMO(determinantes[,3:9])
kmo

```