UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E BIOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO

ANA LUIZA ALMEIDA SOARES
Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Cesar Pedrosa Silva
Coorientador: Mestre Pedro Saint Clair Garcia

AVALIAÇÃO DE DIVERSAS APIS DE GECODIFICAÇÃO
SUBTÍTULO

Ouro Preto, MG
2023

UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E BIOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO

ANA LUIZA ALMEIDA SOARES

AVALIAÇÃO DE DIVERSAS APIS DE GECODIFICAÇÃO

SUBTÍTULO

Monografia apresentada ao Curso de Ciência da Computação da Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Cesar Pedrosa Silva
Coorientador: Mestre Pedro Saint Clair Garcia

Ouro Preto, MG
2023

Resumo

As APIs de geocodificação online desempenham um papel significativo em aplicações que requerem informações de localização. Para garantir a qualidade dessas aplicações, é essencial avaliar a precisão das APIs utilizadas. Este estudo tem como objetivo avaliar a qualidade de cinco APIs de geocodificação implementadas no TerraLAB: Google Maps, Mapbox, TomTom, Here e Open Route Service (ORS). A avaliação foi realizada com base no erro de geocodificação em comparação com uma base de dados de referência na região metropolitana de São Paulo. Utilizamos várias métricas para a análise comparativa, incluindo média, desvio padrão, mediana, média aparada em 5%, taxa de resposta (proporção entre solicitações de geocodificação e respostas) e taxa de acerto (quantidade de endereços com erro menor que 150 metros). Além disso, conduzimos uma análise espacial do erro e investigamos a relação entre discrepância e erro, usando a medida de covariância. Devido a problemas na aplicação que coleta as geocodificações, esta etapa do projeto se concentrou apenas nas APIs Mapbox, TomTom e Here, resultando em um desempenho geral insatisfatório. A maioria das APIs apresentou uma taxa de resposta baixa, com a maior delas ficando abaixo de 90%, o que impactou a integridade do experimento. Em relação à taxa de acerto, todas as APIs obtiveram valores considerados insatisfatórios pela nossa equipe de pesquisa. Além disso, observamos a ocorrência de erros significativos que prejudicaram a análise espacial. No que diz respeito à relação entre discrepância e erro, não pudemos identificar uma correlação forte, possivelmente devido ao número limitado de geocodificações realizadas. Para a próxima fase do projeto, planejamos repetir a análise com as APIs restantes para os dados de São Paulo e estender a avaliação para os dados de Belo Horizonte

Palavras-chave: GeoAPIs. Qualidade.

Abstract

This is the english abstract.

Keywords: Keywords1, Keywords2, Keywords3.

Lista de Ilustrações

Lista de Tabelas

Lista de Abreviaturas e Siglas

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
DECOM	Departamento de Computação
UFOP	Universidade Federal de Ouro Preto
SIG	Sistema de Informação Geográfica
EUA	Estados Unidos da América

Sumário

1 Introdução

1.1 Endereços e Geocodificação

> Quase tudo o que acontece, acontece em algum lugar. Saber o local onde algo acontece pode ser fundamental.
>
> (**??**)

No livro de (**??**), os autores exploram a relação entre a humanidade e a localização. Para eles, é evidente que a maior parte das atividades humanas ocorre no planeta Terra, e, portanto, a vida está profundamente ligada à localização. Assim sendo, compreender e manipular informações geográficas é essencial para qualquer aplicação que envolva a humanidade. Além disso, os autores explicam que decisões importantes podem ter consequências geográficas. Um exemplo disso seria uma transação financeira que, em casos extremos, poderia desencadear uma crise econômica em uma região específica.

No artigo de (**??**), o autor apresenta aspectos relevantes das informações geográficas que complementam o que foi mencionado anteriormente. Segundo ele, o endereço é a principal maneira de conceitualizar a localização no mundo atual. Isso ocorre devido ao fato de os endereços serem utilizados em diversas aplicações de diferentes áreas de estudo, como na saúde (**??????**), nas ciências sociais (**??**), na análise criminal ou judiciária (**??**), na análise ambiental (**??**), na ciência da computação (**??**), na economia (**??**) e em outros campos.

Para atingir esse objetivo, é necessário criar uma representação computacional do endereço para que as aplicações possam utilizá-la. A representação mais comum, conforme (**??**), é a utilização de coordenadas x e y em um plano, geralmente representando latitude e longitude. Esse processo de transformação em um endereço nessas coordenadas é chamado de Geocodificação ou Georreferenciamento. De acordo com (**??**), esse processo envolve três etapas:

- Processamento do endereço de entrada: o endereço é lido, dividido em componentes (rua, número, bairro, etc.), padronizado e cada campo é atribuído a uma categoria; por fim, as categorias necessárias são indexadas.
- Busca na base de referência: com base no algoritmo escolhido, é realizada uma busca na base de referência para selecionar e classificar potenciais candidatos como resposta.
- Seleção do(s) candidato(s) para resposta: após a busca, a classificação gerada é analisada e os melhores candidatos são selecionados.

De acordo com (**??**), além de representar um endereço computacionalmente, o georreferenciamento utilizando latitude e longitude oferece várias vantagens:

- Precisão espacial: é capaz de indicar com alta precisão a localização de um determinado endereço.
- Cálculos de distância: como é um sistema espacial, permite a obtenção de distâncias e, por consequência, o cálculo de outras métricas para o endereço.
- Compreensão global: é um sistema usado mundialmente e, geralmente, é mais fácil de identificar e entender.

Apesar de todas as vantagens e aplicações, o processo de geocodificação pode levar a informações incorretas. No livro de (**??**), os autores chamam essas discrepâncias de "incertezas". Para compreender o que é a incerteza, é necessário considerar outros aspectos das falhas de informação. Nesse contexto, são introduzidos os seguintes conceitos:

- Erro: a diferença entre o observado e o obtido.
- Falta de acurácia: a diferença entre a realidade e nossa representação dela.
- Ambiguidade: quando um único valor está presente em mais de um objeto.
- Indefinição: a falta de informações necessárias.

Após definir esses termos, os autores definem a incerteza como: "a medida da compreensão do usuário sobre a diferença entre o conteúdo de um conjunto de dados e os fenômenos reais que os dados devem representar"(**??**). Em outras palavras, a incerteza é uma medida que descreve o nível de compreensão do usuário em relação ao conjunto de dados obtidos e à realidade que esses dados têm a intenção de representar. A **??** apresenta uma visão conceitual da incerteza, onde cada processo muda um pouco a realidade, sendo assim a representação final tem sempre um nível de incerteza. A partir dessa perspectiva, a incerteza foi aceita como uma métrica apropriada para avaliar a qualidade dos Sistemas de Informação Geográfica (SIG).

1.2 APIs de Geocodificação e Análise de qualidade

Atualmente, no TerraLAB - Laboratório de Pesquisa e Capacitação em Software (**??**), utilizamos informações geográficas para o desenvolvimento de nossas aplicações. Esses aplicativos utilizam endereços geocodificados para criar mapas, rotas, áreas de abrangência, relatar locais, divulgar eventos, entre outras funcionalidades. Isso ressalta a grande importância da geocodificação e como a qualidade desse processo impacta significativamente o que é produzido em nosso laboratório.

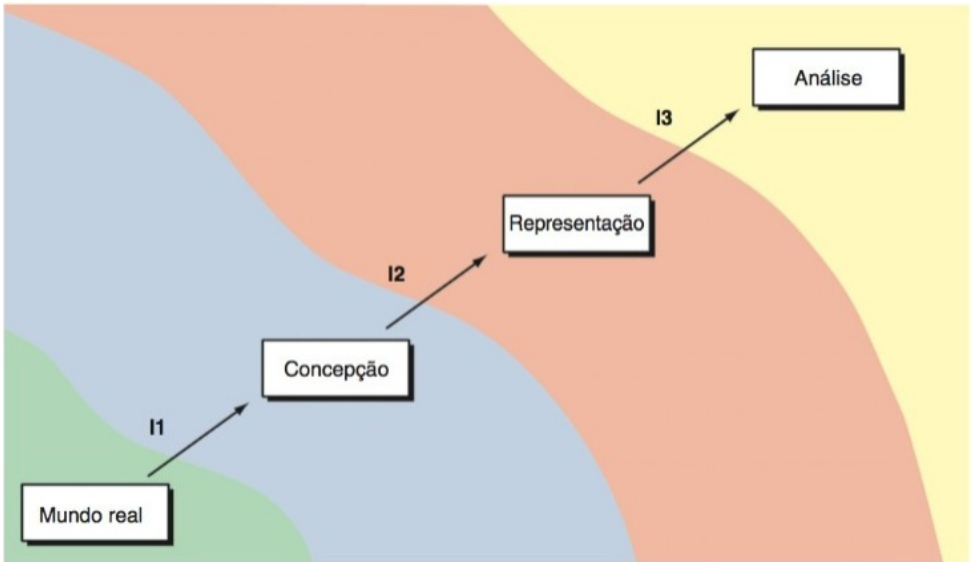


Figura 1.1 – Retirada do livro (**??**). Visão conceitual da incerteza, onde os filtros I1, I2, I3 distorcem a informação original

Para adquirir informações relacionadas a endereços, fazemos uso da geocodificação obtida por meio de APIs online de geocodificação.

Por muitos anos, a principal maneira de obter informações geográficas era através de software SIG. Conforme (**??**), um Sistema de Informação Geográfica (SIG) é um conjunto de ferramentas capazes de analisar e integrar dados geográficos, permitindo acesso fácil a dados para os usuários, sem depender de ferramentas como o GPS.

Segundo (**??**), embora os SIG tenham sido a ferramenta convencional por muitos anos, utilizar esse método para geocodificação requer um profissional capacitado. A ferramenta demanda o pré-processamento dos dados, criação de um localizador de endereços, customização de parâmetros, controle de qualidade e correção manual de falhas. Todo esse processo é custoso para o usuário comum. Por essa razão, a geocodificação utilizando ferramentas online retira do usuário grande parte da responsabilidade, como a manutenção da base, tornando assim o processo de obtenção de informações menos oneroso.

Apesar de a geocodificação online ser mais simples de utilizar, para que o SIG seja substituído por ela, deve-se considerar sua qualidade em relação à qualidade do SIG. No artigo (**??**), são avaliadas oito ferramentas de geocodificação, sendo duas delas SIGs e as demais ferramentas da internet. As ferramentas utilizadas foram: SRI ArcGIS Address Locator, CoreLogic PxPoint, Google Maps API, Yahoo! PlaceFinder, Microsoft Bing, Geocoder.us, Texas A and M University Geocoder e OpenStreetMap (OSM). Para calcular o erro, uma base de referência foi utilizada, contendo informações descritivas do endereço (rua, número, cidade etc.) e informações geográficas (latitude e longitude). Essa base é considerada a referência, pois os dados de latitude e longitude foram obtidos manualmente (por GPS ou pesquisa manual). Chamaremos essa e outras bases de referência de "base padrão ouro". A base em questão contém 940 endereços do estado do Texas, Estados Unidos da América (EUA), sendo que 78 destes são da região Central

Texas, região considerada importante para o autor. O erro de cada endereço geocodificado foi calculado da seguinte forma:

$$\epsilon_x = x_{\text{ref}} - x_{\text{geoc}} \tag{1.1}$$

$$\epsilon_y = y_{\text{ref}} - y_{\text{geoc}} \tag{1.2}$$

$$\varepsilon_{xy} = \sqrt{\epsilon_x^2 + \epsilon_y^2} \tag{1.3}$$

Onde:

- ϵ_x é o erro da longitude,
- ϵ_y é o erro da latitude,
- ε_{xy} é o erro euclidiano.

O estudo evidenciou que não há diferença significativa entre as ferramentas online e os SIGs. Tanto os SIGs quanto as ferramentas online apresentaram média e desvio padrão de erro semelhantes. Além disso, a taxa de resposta (ou seja, quantos endereços receberam uma resposta da ferramenta utilizada) variou entre 97,8% e 100%, o que é considerado satisfatório. Dessa forma, o estudo obteve êxito ao demonstrar que as ferramentas online podem ser utilizadas como substitutas dos SIGs.

Apesar de (**??**) ter apresentado resultados significativos, o estudo apresenta algumas limitações. A principal delas é a quantidade de dados utilizada para a avaliação, além do foco restrito a uma única região (Texas, EUA). O presente trabalho busca abordar essas limitações ao conduzir a análise em uma região diferente do mundo, com ênfase no Brasil, e ampliar a quantidade de dados avaliados. Entretanto, nosso enfoque será exclusivamente em ferramentas de geocodificação online (GeoAPIs), considerando que elas já estão consolidadas no mercado e na academia.

Outro estudo importante é (**??**), que faz uma avaliação da qualidade da geocodificação do Google Maps API fornecida pelo Google Cloud Platform (**??**). Nesse estudo, os autores utilizam uma base padrão ouro com os dados de Belo Horizonte, cidade de Minas Gerais, estado do Brasil para essa avaliação. A base conta com mais de 540 mil endereços da cidade e é mantida pela empresa de informática e informação do município de Belo Horizonte - Prodabel (**??**). A empresa atualiza os dados mensalmente e tem parceria com outras 26 empresas para manter a base o mais correta possível. Ela conta com informações descritivas, sociais e espaciais do endereço. Para medir o erro, foi calculada a distância euclidiana dos pontos geocodificados para os pontos originais. A partir do erro, o estudo faz análises espacias do erro e também relaciona a acurácia descrita pela API com o erro gerado. O estudo mostrou que o Google Maps API tem taxa de acerto de 74,7%, considerando que acertou se o erro for menor de 150 metros. Outra descoberta

foi que o erro é menor nas áreas centrais da cidade, e maior na periferias. Os autores também tentaram fazer uma relação entre erro e renda, porém não foi possível vizualizar nenhuma relação direta.

Apesar das descobertas importantes, o estudo apresenta limitações notáveis. Primeiramente, ele se restringe à análise de apenas uma API de geocodificação. Além disso, o estudo se concentra exclusivamente em uma cidade brasileira, o que restringe a generalização dos resultados. Para abordar essas limitações, nosso trabalho atual visa expandir a análise. Planejamos examinar uma amostra da mesma base de dados, utilizando diferentes APIs de geocodificação. Além disso, nossa pesquisa incluirá uma análise de uma base de dados da região metropolitana de São Paulo, proporcionando uma maior diversidade ao nosso estudo.

1.3 Objetivos

O principal objetivo deste trabalho é avaliar o erro, a discrepância e a acurácia de cinco APIs utilizadas no laboratório de pesquisa e capacitação em desenvolvimento de software - TerraLAB. As APIs em análise são: Google Maps, TomTom, Open Route Service (ORS), Mapbox e Here. O erro será analisado em relação às respostas fornecidas pelas APIs, verificando o quanto diferem das esperadas. A discrepância medirá o nível de discordância entre as APIs. Por fim, a acurácia será utilizada para verificar a precisão das respostas fornecidas por essas APIs.

Uma parte essencial deste trabalho é compreender os pontos em que essas APIs apresentam falhas. Portanto, a análise espacial dessas medidas terá grande destaque na pesquisa.

Com isso, gostaríamos de responder as seguintes perguntas:

- Qual API das utilizadas apresenta mais erros?
- Existe algum padrão espacial nos erros?
- Alguma medida de variância entre as APIs (discrepância) está relacionada aos erros?

Para alcançar essas respostas, temos objetivos específicos a serem cumpridos:

- Coletar bases de dados padrão-ouro.
- Calcular as medidas para avaliação.
- Avaliar a distribuição das medidas.
- Correlacionar as medidas.
- Avaliar de que forma o espaço se relaciona com essas medidas.

2 Bases de Dados e Métodos de Geocodificação e Avaliação

Para avaliar a qualidade das APIs de geocodificação utilizadas no TerraLAB, recorremos a duas bases de dados padrão-ouro como referência. Utilizando essas bases, calculamos a medida de erro e conduzimos diversas métricas com base nessa medida.

2.1 Bases de Dados

Foram coletadas duas bases de dados distintas para este trabalho.

A primeira base coletada é proveniente do Centro de Estudos da Metrópole (CEM) (**??**). Essa base consiste em 12.502 endereços de escolas públicas e particulares do ensino básico da região metropolitana de São Paulo. A coleta desses dados foi realizada manualmente pelo CEM, utilizando GPS para registrar as coordenadas. Além das informações sobre os endereços, a base também contém uma variedade de informações sobre as escolas, possibilitando diversas análises relacionadas a esses dados. O CEM também disponibilizou um mapa de cluster que exibe todas as escolas, facilitando a visualização da localização de cada uma delas e da densidade das escolas em São Paulo e região. A Figura **??** mostra o mapa de cluster. Nele, é possível visualizar a localização das escolas individualmente (ao dar zoom) e, ao dar zoom-out, a concentração de escolas em determinadas áreas, utilizando um sistema de cores no qual laranja representa muitas escolas, amarelo representa uma quantidade média e verde representa poucas escolas.

A segunda base de dados coletada foi fornecida pela (**??**), a empresa de informática e informação da prefeitura de Belo Horizonte. A descoberta dessa base de dados foi possibilitada pelo artigo de referência (**??**). Essa base de dados é mantida e atualizada mensalmente por 27

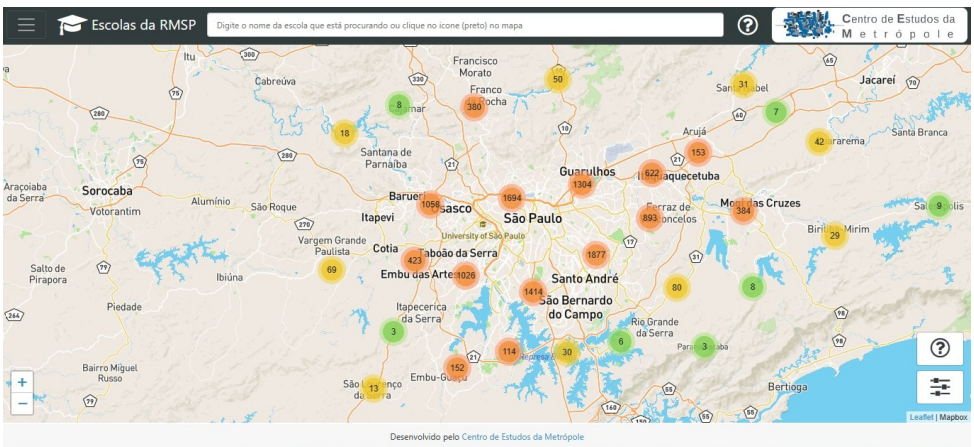


Figura 2.1 – Mapa de clusters do Centro de Estudos da Metrópole

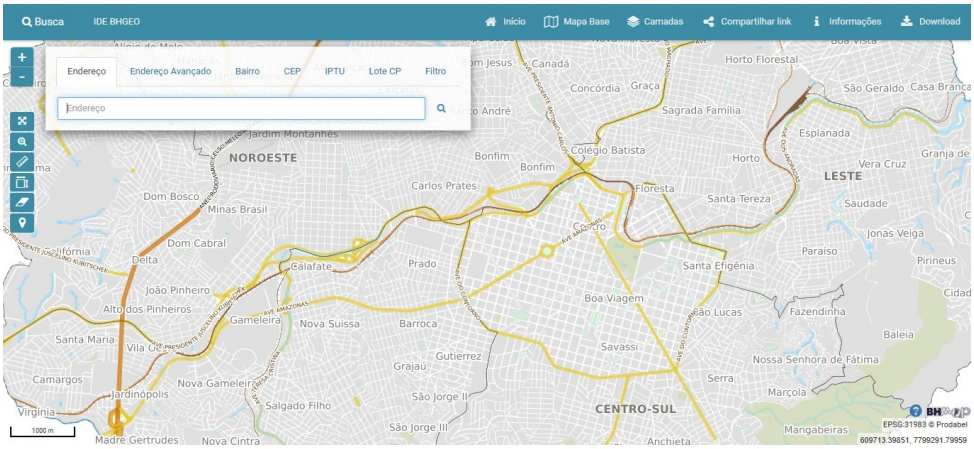


Figura 2.2 – Site da Prodabel para pesquisa de endereços.

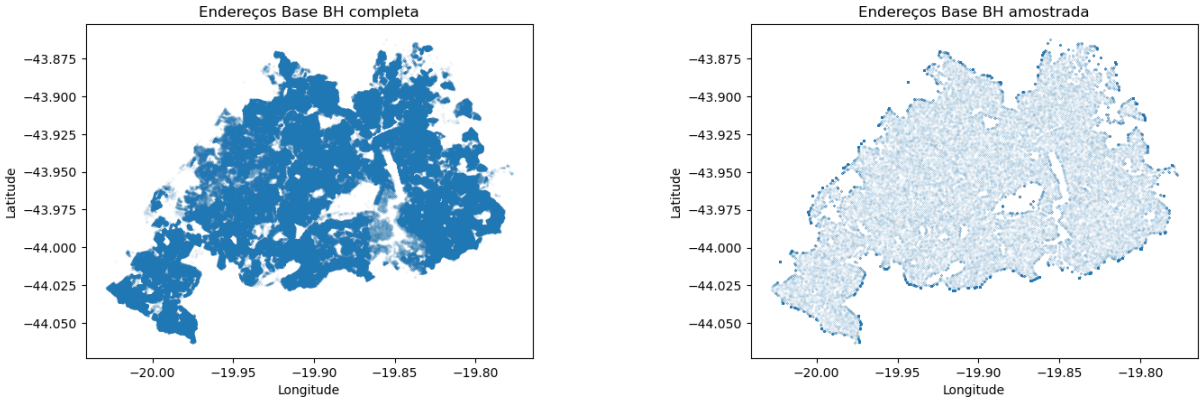
empresas, tanto públicas quanto privadas, de Belo Horizonte. Essas empresas têm a responsabilidade de relatar quaisquer inconsistências encontradas na base e de fornecer novos dados à medida que os adquirem. Ela é considerada uma fonte confiável de informações, pois está em constante atualização e é amplamente utilizada por diversos serviços da prefeitura. Um exemplo notável é o uso da base para georreferenciamento na distribuição de alunos da rede pública.

Na data de coleta, essa base continha um total de 763.229 endereços. A prefeitura disponibiliza um site com um mapa que permite a visualização desses endereços. A Figura **??** mostra esse site, e na barra de pesquisa, os usuários podem pesquisar endereços específicos e marcá-los no mapa. É importante notar que, ao contrário da maioria das APIs de geocodificação, todos os endereços foram posicionados em cima dos edifícios representados. A discrepância entre essa abordagem e a prática comum de colocar o endereço na frente do edifício pode causar um pequeno erro de alguns metros na comparação da geocodificação.

Devido a limitações computacionais tanto dos autores deste trabalho quanto da aplicação responsável pela geocodificação, optamos por realizar uma amostragem da base de Belo Horizonte, com o intuito de reduzir a quantidade de dados processados. Nossa amostra consiste em 85.000 endereços da cidade. A fim de garantir uma distribuição uniforme dos endereços no espaço, empregamos o método do hipercubo latino para a amostragem. A Figura **??** apresenta dois gráficos contendo os pontos da base original e os da amostra obtida. É possível observar que a amostra cobre toda a área abrangida. Além disso, verifica-se uma ligeira concentração nas regiões periféricas do desenho, permitindo uma melhor delimitação da cidade.

2.2 Processo de Geocodificação

Após a coleta das bases, é necessário prepará-las para a geocodificação. A etapa de preparação de dados envolve a seleção dos campos relevantes da base de dados, como nome da rua, número, bairro, CEP e cidade. Em outras palavras, serão selecionados apenas os campos descritivos do endereço e os campos de localização geográfica do endereço. Após a seleção,



(a) Completa (b) Amostra

Figura 2.3 – Gráficos dos endereços da Base de Belo Horizonte e amostragem obtida

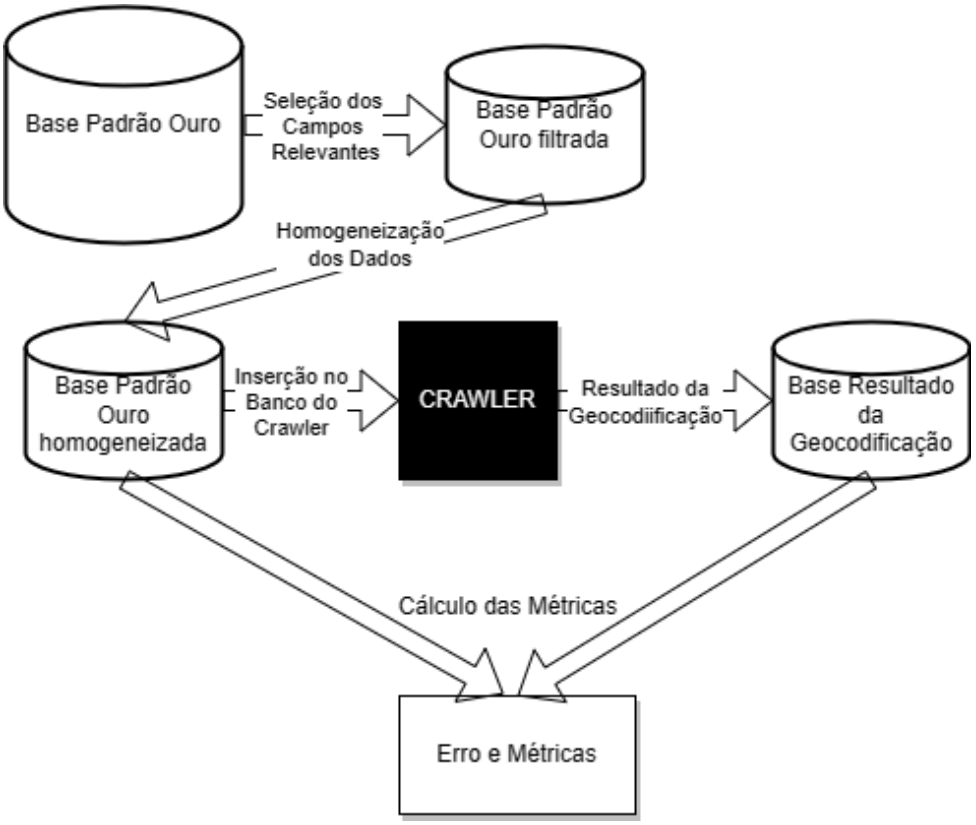


Figura 2.4 – Esquematização do processo de preparação e geocodificação dos dados

os dados são homogeneizados, substituindo abreviações comuns por suas formas completas correspondentes. Esta etapa é conduzida pela equipe do TerraLAB e demonstrou-se que as APIs respondem de forma mais eficaz quando não há abreviações.

Para realizar a geocodificação, os endereços previamente preparados são inseridos no banco de dados do Crawler, a aplicação responsável por solicitar e coletar informações de geocodificação. Os endereços são então retirados do Crawler para serem geocodificados. É importante destacar que o processo de geocodificação é executado pela equipe de Back-end do TerraLAB, e, portanto, é considerado um processo de "caixa preta".

Após a conclusão da geocodificação, os endereços geocodificados, juntamente com suas coordenadas geográficas, são armazenados no mesmo banco de dados, mas em tabelas distintas. A Figura **??** esquematiza todo esse processo essencial para o nosso trabalho.

2.3 Método de Avaliação

2.3.1 Erro, Acurácia e Discrepância

A principal métrica utilizada para avaliar a qualidade da geocodificação é o erro do endereço. Com base nesse erro, calcularemos medidas estatísticas, como a média, a mediana, o desvio padrão e a média aparada em 5%, para analisar a precisão das GeoAPIs. Esse erro é calculado como a distância entre o ponto de referência e o ponto geocodificado pela GeoAPI, conforme a equação abaixo:

$$e = D(p_{\text{Ouro}}, p_{\text{Geo}}) \tag{2.1}$$

Onde:

- e é o erro da geocodificação,
- D é uma função que calcula a distância em quilômetros,
- p_{Ouro} é o ponto da base Gold, e
- p_{Geo} é o ponto resultante da geocodificação.

Além disso, outra métrica utilizada é a taxa de resposta por API. Para alguns endereços da base de dados, as GeoAPIs podem retornar um erro, não fornecendo uma geocodificação válida. Nesse caso, nada é inserido no banco de dados. A taxa de resposta é calculada como a quantidade de endereços geocodificados dividida pela quantidade de endereços originais na base de dados. Esse valor é convertido em uma porcentagem para facilitar a compreensão dos resultados, de acordo com a seguinte fórmula:

$$\text{Taxa de Resposta (\%)} = \left(\frac{\text{Quantidade de Endereços Geocodificados}}{\text{Quantidade de Endereços Originais}} \right) \times 100\% \tag{2.2}$$

3 Resultados

Para a primeira etapa do projeto, fizemos a análise do erro e discrepância para os dados de São Paulo. Por problemas na aplicação que coleta as geocodificações, obtivemos resultados apenas para 3 APIs (TomTom, Mapbox e Here). Abaixo serão apresentados os resultados obtidos.

3.1 Distribuição Espacial dos Pontos Geocodificados

Após a geodificação dos dados, era interessante vizualizar como os pontos geocodificados estavam distribuídos no espaço e o quão diferente era dos pontos ouro. Para isso, foram gerados mapas com a identificação dos pontos para cada uma das APIs.

Não é possível tirar muitas conclusões definitivas apenas com essa visualização, no entanto, é possível observar a densidade dos pontos e identificar que em todas as APIs houve uma maior concentração de dados ouro. Porém em algumas APIs essa concentração é visivelmente menor que a outra. Além disso, pode-se notar que os pontos classificados como "Gold"estão concentrados na região metropolitana de São Paulo, enquanto alguns pontos geocodificados estão localizados fora dessa região, em outras cidades do estado. Essa disparidade provavelmente reflete alguns erros graves de geocodificação, conhecidos como outliers.

Na **??** podemos vizualizar a distribuição espacial dos pontos geocodificados pela Mapbox. Nela é possível observar a presença dos outliers citados anteriormente. Porém, são poucos os pontos em que houve essa falha. Portanto considerando apenas essa análise, a API teve resultado satisfatório.

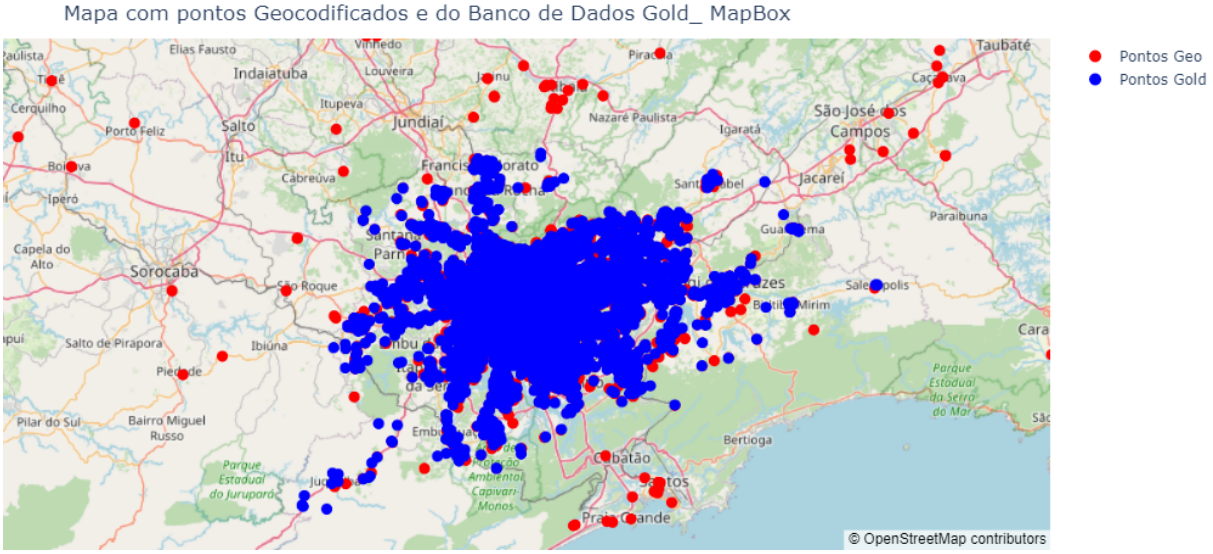


Figura 3.1 – Mapa da Distribuição Espacial dos Pontos da base Gold e Geocodificados pela Mapbox

Na **??** podemos observar a distribuição espacial dos pontos geocodificados pela Here.

Fica claro na imagem que houve uma diminuição significativa dos pontos. O que indica que a resposta da API foi baixa. Com essa quantidade de pontos não é possível tirar conclusões fortes sobre os dados, porém observamos que além da baixa resposta os pontos parecem estar em locais distintos. Esse resultado foi então considerado insatisfatório. Em outro momento, o experimento será repetido para que possamos tirar as conclusões corretas.

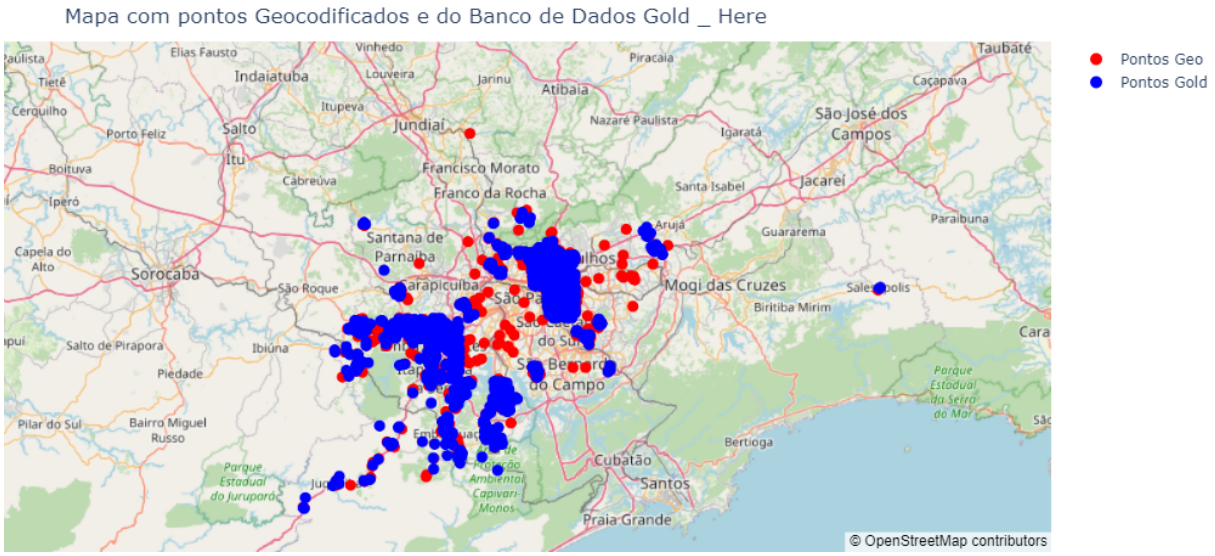


Figura 3.2 – Mapa da Distribuição Espacial dos Pontos da base Gold e Geocodificados pela Here

Já a **??** mostra a distribuição espacial dos pontos geocodificados pela TomTom. Com esse mapa, é possível observar que a resposta da API foi boa em comparação com os mapas apresentados anteriormente. Também teve alguns outliers e aparentemente esses estão em maior quantidade que na **??** e estão mais espaçados geograficamente. Apesar disso, apenas com essa análise, consideramos o resultado satisfatório.

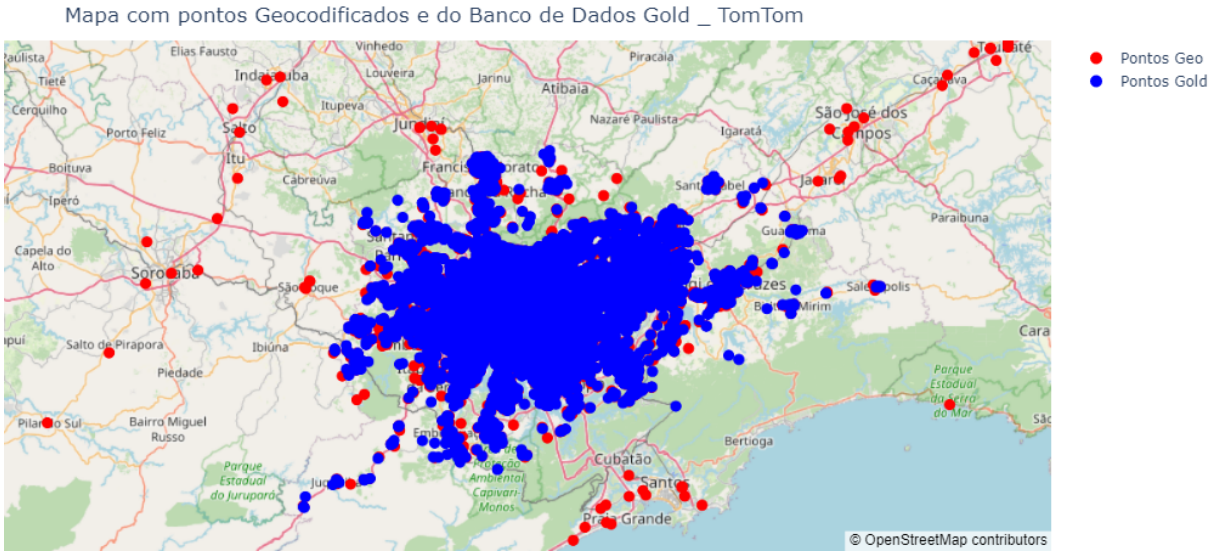


Figura 3.3 – Mapa da Distribuição Espacial dos Pontos da base Gold e Geocodificados pela TomTom

Tabela 3.1 – Métricas de Erro e Resposta

API	Média (km)	Mediana (km)	Desvio Padrão (km)	Média Aparada (km)	Taxa de Resposta (%)	Taxa de Acerto(%)
Mapbox	9.7544	0.1084	46.7664	1.8349	53.3829	30.1903
Tomtom	5.0701	0.0560	35.6215	0.2373	83.1894	9.2051
Here	2.2372	0.0632	13.7984	0.4365	13.9075	9.2051

3.2 Metrícas do Erro

A próxima etapa foi o calculo do erro para cada um dos pontos, sendo este expresso em quilômetros (Km).

Com o erro de cada um dos pontos, foram calculadas as métricas mencionadas anteriormente. A **??** mostra esses resultados.

Em relação a taxa de resposta, ou seja, a quantidade de endereços que foram geocodificados, a TomTom tem o melhor resultado, com um índice superior a 80%, seguida pela Mapbox, com taxa de 53,38%. A Here obteve uma taxa de resposta baixa, como esperado pela análises anteriores. Apesar de ter uma API com taxa de resposta alta, esse resultado foi considerado limitante para equipe pois nos impede de fazer algumas análises. Outra métrica importante é a taxa de acerto. Foi considerado como acerto aqueles endereços que tiveram erro menor que 150m (0.015Km). A taxa de acerto foi baixíssima para todas as APIs, sendo a melhor 30.19%. Esse é um resultado péssimo para os dados acumulados. Porém, devido a baixa quantidade de dados não é possível concluir que as APIs em questão tem uma performance ruim. Na próxima etapa do projeto iremos fazer a análise comparativa dos resultados com as outras APIs e com uma maior quantidade de dados.

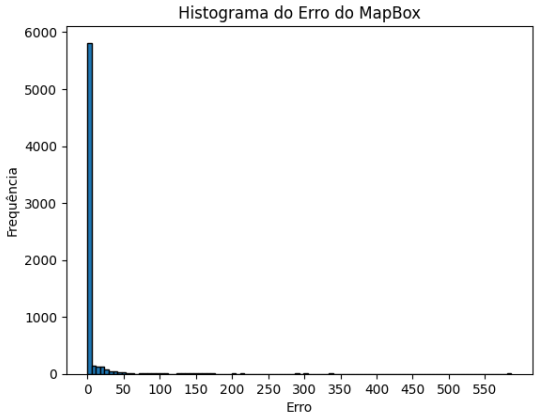
Outras métricas interessantes obtidas foram as métricas de média, mediana e desvio padrão. Com elas é possível ver o comportamento geral do erro em cada uma das APIs. As médias foram muito altas, indo de 2Km a 10Km. O desvio padrão também foi alto, mostrando que há uma grande veriação no erro. Apesar disso, a mediana foi bem baixa, alcançando resultados desejáveis na nossa pesquisa. A média aparada obteve resultados muito bons, o que indica que com a retirada dos outliers as métricas tendem a melhorar. Como trabalho futuro, pretendendo refazer as análises com o corte em 50km de erro. De forma geral, esses resultados foram considerados insatisfatórios. Ao longo do relatório, iremos analisar outras questões em detalhes.

3.3 Distribuição do Erro

Em seguida, foi realizada a análise da distribuição do erro para cada uma das GeoAPIs.

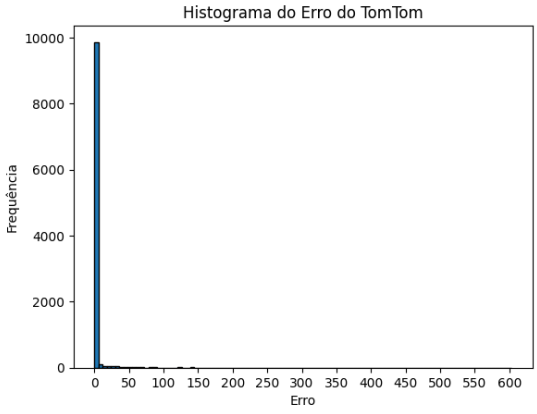
Para isso, utilizamos histogramas de erro individualmente para cada API e combinando todas elas. Na **??** é mostrado os histogramas para cada uma das APIs e o histograma que é a combinação de todas elas. No entanto, devido à presença de alguns erros exorbitantes, esses

histogramas não são muito representativos, pois a maior parte do erro se concentrava entre 0 km e 50 km. O que é considerado um erro muito grande, sendo assim, não se pode tirar conclusões firmes.

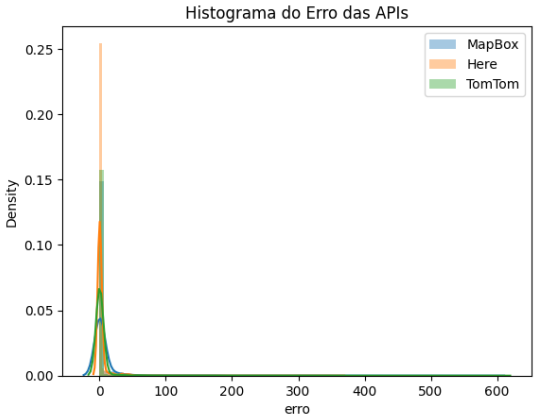


(a) Mapbox

(b) Here



(c) TomTom



(d) Comparativo entre as APIs

Figura 3.4 – Histogramas do erro das 3 APIs para o todos os dados.

Diante disso, decidimos realizar um corte nos dados, limitando o erro em 0.5 km ou 500 metros. Em seguida, repetimos o processo, agora gerando um único histograma que representa a distribuição do erro para todas as APIs em conjunto. A **??** apresenta esse histograma. Nele observamos que a maior parte dos dados concentra-se entre erro de 0.0 Km e 0.1 Km. Corroborando assim com a hipótese de que as métricas se comportariam melhor com a retirada dos outliers. Em relação as APIs, nessa faixa de erro a TomTom tem um comportamento melhor, já que a curva está mais estreita e próximo de 0. Poréma diferença entre as APIs não é grande, fazendo com que essa diferença não seja tão significativa.

De forma geral, apesar do histograma ser uma ferramenta poderosa para análise da distribuição do erro, nesse caso ela não foi tão eficiente por apresentar limitações na presença de valores excessivamente altos.

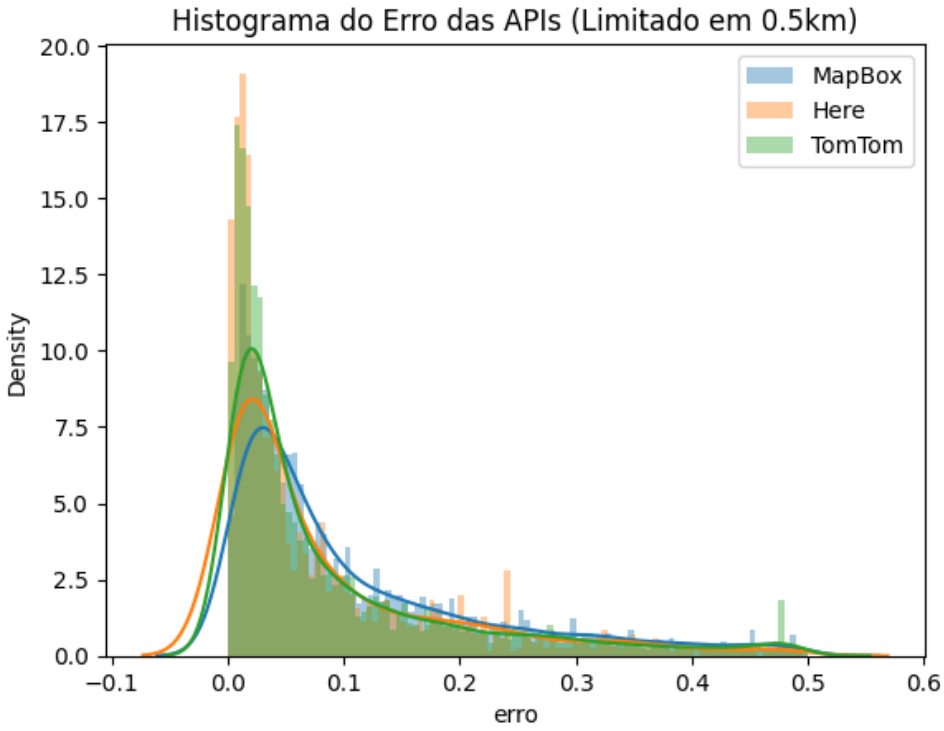


Figura 3.5 – Histograma comparativo do erro das APIs limitado em 500 metros

3.4 Distribuição Espacial do Erro

Além disso, realizamos uma análise adicional para visualizar como esse erro se comporta no espaço. Para isso, criamos mapas de altitude, onde o erro foi utilizado como medida de altitude. O mapa consiste em linhas de altitude, criadas a partir da interpolação do erro dos pontos. Em seguida essas linhas foram transformadas em um polígono e coloridas de acordo com os valores de altitude. Nessa representação, cores mais próximas do vermelho indicam erros mais altos, enquanto cores mais próximas do azul escuro indicam erros mais baixos. Também plotamos os pontos geocodificados no mapa para avaliar a representatividade das cores. Dessa forma, pudemos verificar se uma determinada área apresenta muitos pontos geocodificados ou se há poucos pontos com erros grandes. Todo esse processo foi realizado utilizando as bibliotecas do python matplotlib, scipy e folium para a criação e vizualização do gráficos; e as biblicotecas pandas e numpy para manipulação de estruturas de dados utilizadas.

Ao analisar os resultados, observamos que a maioria do mapa apresenta erros menores que 34 km, conforme observado nos histogramas acima. No entanto, identificamos alguns pontos com erros grandes, que serão avaliados individualmente posteriormente. É importante ressaltar que encontramos uma limitação devido à presença de erros exorbitantes, ou outliers, o que restringe nossa capacidade de tirar conclusões significativas. Para obter uma melhor compreensão do contraste e da distribuição geográfica do erro, planejamos repetir o experimento realizando um corte em 34 km.

É válido destacar que o mapa é interativo no projeto original, permitindo uma visualização

mais detalhada das informações apresentadas.

Na **??** conseguimos ver a abrangência da geocodificação da Mapbox, ou seja, os pontos geocodificados conseguiram abranger boa parte da região metropolitana de São Paulo. Além disso, o erro ficou concentrado em 25 Km na maior parte do gráfico. Em alguns pontos ela apresentou erros ente 50 km e 100 km, o que já é considerado um ponto preocupante. Existiram alguns erros na faixa de 300 km nas periferias da cidade. Porém, se pode observar que há uma baixíma concentração de pontos, o que indica que existem poucos pontos com erro baixo, que causaram essa vizualização. No centro, existem alguns pontos avermelhados que possuem uma grande concentração de pontos, esse é um dado preocupante pois indica que a API realmente está errando bastante em relação aos dados referência naquela região.

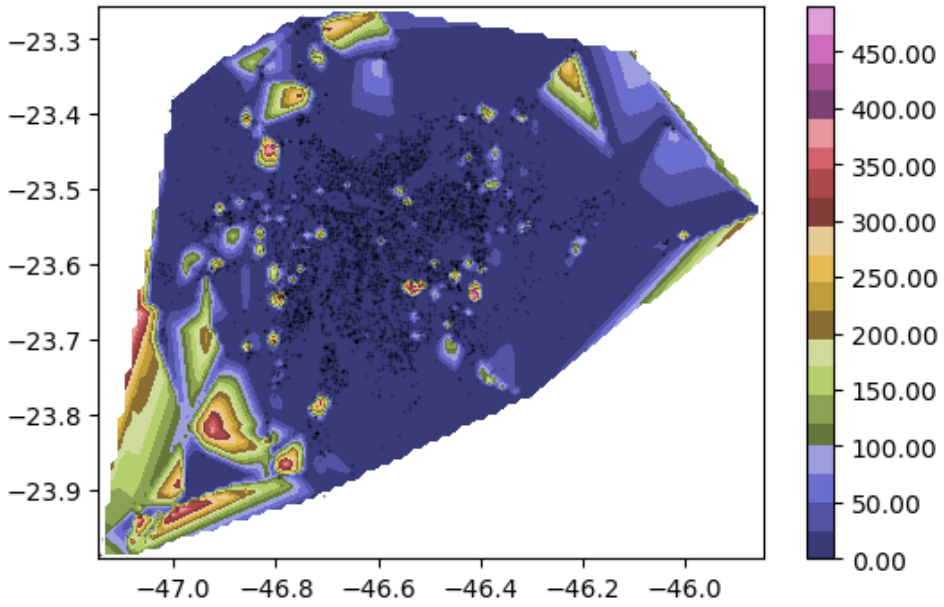


Figura 3.6 – Gráfico de altitude do erro (km) da geocodificação da Mapbox.

Já a **??** demostra a baixa abrangência da geocodificação da Here. Como apresentado anteriormente, essa GeoAPI teve a menor texa de resposta e a vizualização pelo gráfico de altitude só confirma isso. Sendo assim, qualquer análise realizada será inviesada. É possível observar uma grande concentração de azul, ou seja, os dados tem erro pequeno. Tem alguns picos, com erro elevado, porém somente um apresenta pontos suficientes para considerar que a região tem erro alto.

A **??** mostra é similar a **??** pois também teve uma taxa de resposta suficientemente grande. A maior parte do gráfico possui uma cor azul escura, o que indica que o erro nessas regiões é menor que 20 km. Porém possui alguns picos escverdeados que mostram um erro bem alto. Em alguns deles não é possível observar uma grande concentração de pontos, o que indica que são poucos pontos com erro grandes. Já no centro da figura, onde há grande concentração de pontos, esses picos também aparecem, o que indica um erro alto nessa região.

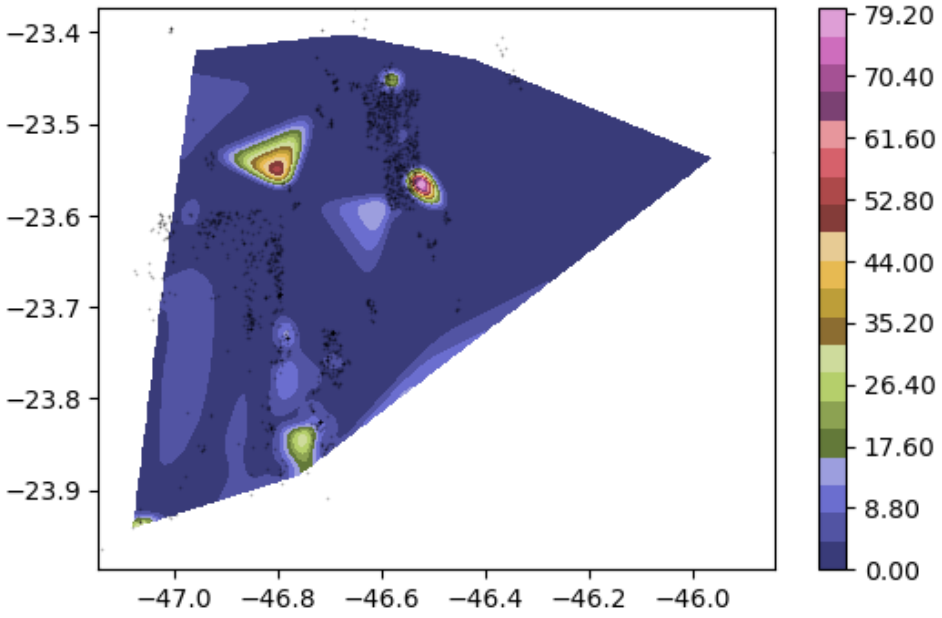


Figura 3.7 – Gráfico de altitude do erro (km) da geocodificação da Here.

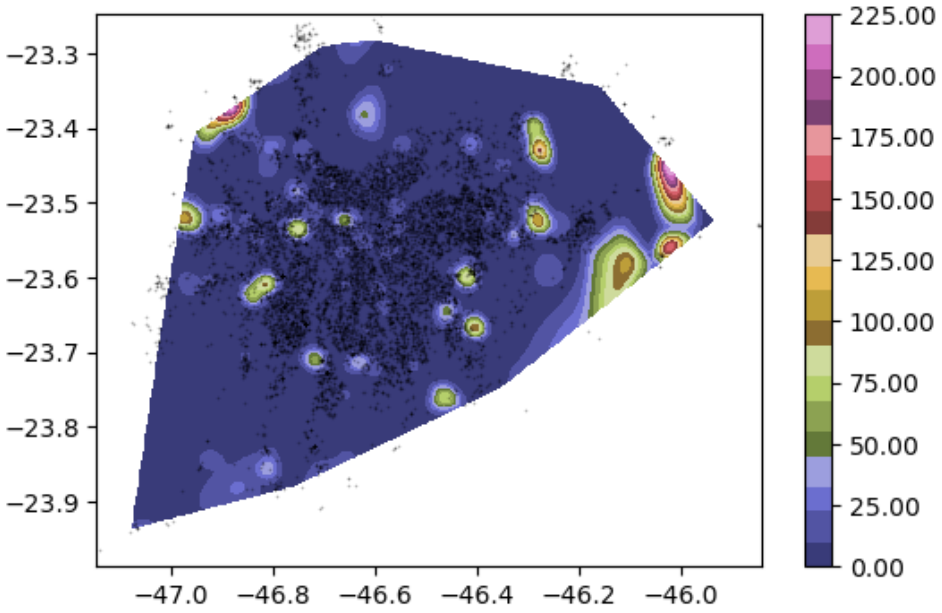


Figura 3.8 – Gráfico de altitude do erro (km) da geocodificação da TomTom.

3.5 Relações entre erro e discrepância

Por fim, foi realizada a análise comparativa entre erro e discrepância. A medida escolhida para essa análise foi a covariância. Calculamos a covariância entre a latitude e a longitude para cada ponto utilizando as 3 APIs e depois foi calculada a média das duas covariâncias citadas anteriormente. Foram considerados para análise apenas os pontos em que se tem informação das 3 APIs. Devido ao fato da API Here ter tido uma taxa de resposta tão baixa, a quantidade de pontos obtidas foi também muito baixa.Fizemos então uma análise com apenas 1683 endereços da base.

Após o calculo da covariância, construímos para cada uma das APIs um gráfico de covariância pelo erro referente. Nos gráficos das figuras **??** e **??** não é possível observar uma relação entre as duas medidas. O primeiro mostra que os valores de erro estão concentrados na faixa de 0km a 50km para esses dados. No segundo gráfico há uma variação maior do erro, mas essa variação não reflete na variação da da covariância. Os dados indicam que essa relação não existe, porém não é possível tiral tal conclusão devido a quantidade baixa de dados.

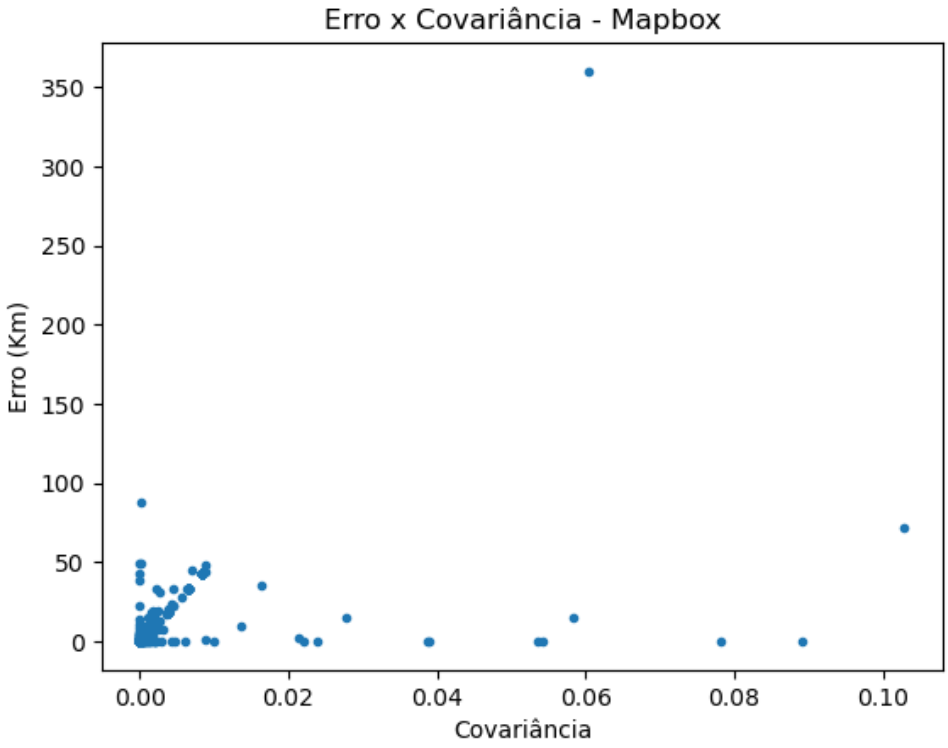


Figura 3.9 – Gráfico covariância por erro da Mapbox

A **??** apresenta resultados diferentes dos anteriores. No gráfico pode-se ver uma relação próxima a linear, onde a medida que o erro cresce, a covariância cresce junto. Como os dados de covariância estão concentrados em 0 a 0.02 e os dados de erro em 0km a 100km, as faixas apresentam mais pontos. É um resultado promissor, porém devem ser feitas mais análises devido a quantidade de dados.

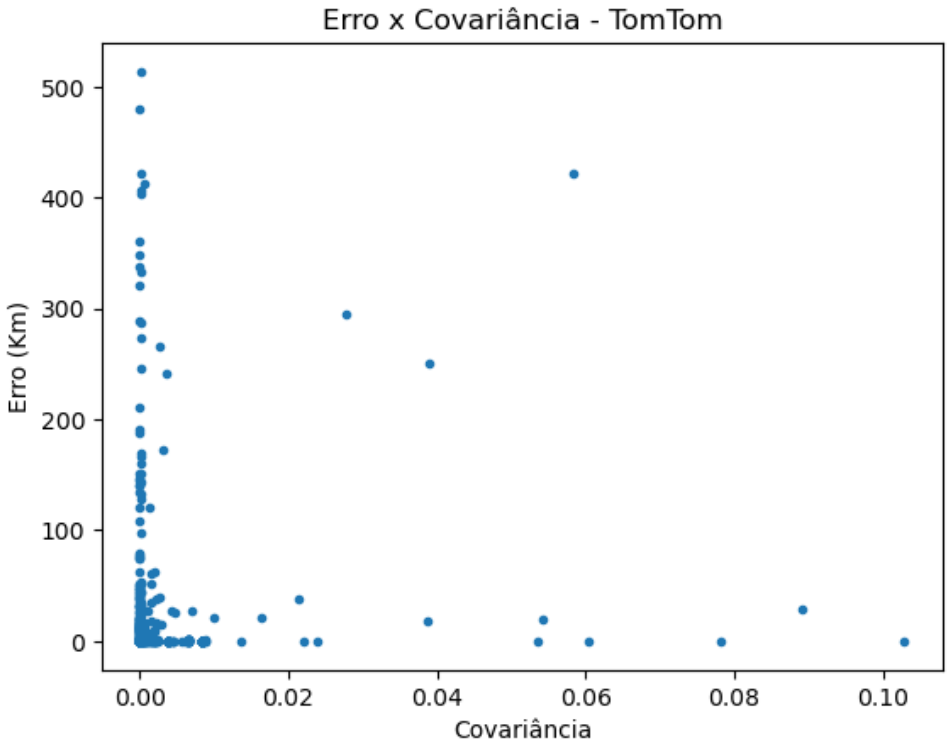


Figura 3.10 – Gráfico covariância por erro da TomTom

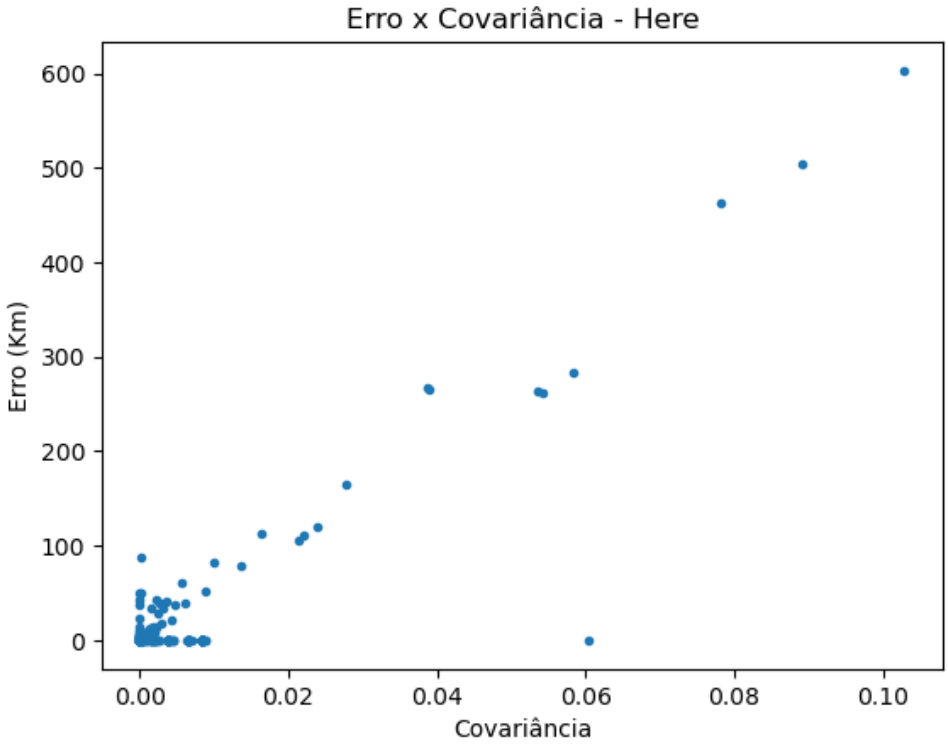


Figura 3.11 – Gráfico covariância por erro da Here

4 Considerações Finais

O presente trabalho apresentou uma análise da qualidade das APIs Mapbox, TomTom e Here para os dados disponibilizados pelo CEM - Centro de estudos da Metrópole (**??**). Devido a problemas no Crawler, que é a aplicação que solicita e coleta a geocodificação, tivemos poucas respostas e estas foram insatisfatórias. A conclusão atual é de que as API cometem muitos erros graves e que não há relação clara entre a discrepância e o erro. Porém, quaisquer conclusões tiradas a partir desse estudo são inviesadas a partir do momento em que não temos dados o suficiente e estes são dados específicos. Há de se lembrar que a base de dados possui apenas endereços de escola, não tenho uma diversadade de imóveis, localizados na região metropolitana de São de Paulo, não tendo uma diversidade de localidades. Sendo assim, é necessária a repetição do experimento com um maior montante de dados.

Para a próxima etapa do trabalho, iremos repetir os experimentos apresentados com uma nova solicitação de geocodificação além de incluir as APIs faltantes, Google Maps e Open Route Service. Acreditamos que repetindo o experimento possamos ver realmente o comportamento do erro e poderemos comparar os resultados com APIs já consolidadas na academia, a exemplo do Google Maps. Além disso, iremos fazer toda a análise para uma amostra significativa da base de dados da (**??**). A amostra conta com 85mil endereços distribuídos no espaço. A expectativa é que com a maior quantidade de endereços poderemos vizualizar o comportamento mais claramente. Em relação a análise de discrepância iremos acrescentar outra medida na análise, a distância para o ponto médio. Acreditamos que essa métrica é promissora para o trabalho.

Por fim, esclarecemos que o ChatGPT foi utilizado durante o trabalho para revisar o texto. O comando "Revise"foi utilizado em textos previamente escritos e depois revisado pelos autores, para garantir a concisão dos dados apresentados.

Referências

CHOW, T. E.; DEDE-BAMFO, N.; DAHAL, K. R. Geographic disparity of positional errors and matching rate of residential addresses among geocoding solutions. *Annals of GIS*, Taylor and Francis, v. 22, n. 1, p. 29–42, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/19475683.2015.1085437>.

CHOW, T. E.; LIN, Y.; CHAN, W.-y. D. The development of a web-based demographic data extraction tool for population monitoring. *Transactions in GIS*, v. 15, n. 4, p. 479–494, 2011. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1467-9671.2011.01274.x>.

GILBOA, S. M.; MENDOLA, P.; OLSHAN, A. F.; HARNESS, C.; LOOMIS, D.; LANGLOIS, P. H.; SAVITZ, D. A.; HERRING, A. H. Comparison of residential geocoding methods in population-based study of air quality and birth defects. *Environmental Research*, v. 101, n. 2, p. 256–262, 2006. ISSN 0013-9351. Women's Occupational and Environmental Health. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001393510600020X>.

HAY, G.; KYPRI, K.; WHIGHAM, P.; LANGLEY, J. Potential biases due to geocoding error in spatial analyses of official data. *Health and Place*, v. 15, n. 2, p. 562–567, 2009. ISSN 1353-8292. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1353829208001081>.

JR., C. A. D.; ALENCAR, R. O. de. Evaluation of the quality of an online geocoding resource in the context of a large brazilian city. *Transactions in GIS*, v. 15, n. 6, p. 851–868, 2011. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1467-9671.2011.01288.x>.

KRIEGER, N.; WATERMAN, P.; LEMIEUX, K.; ZIERLER, S.; HOGAN, J. W. On the wrong side of the tracts? evaluating the accuracy of geocoding in public health research. *American Journal of Public Health*, v. 91, n. 7, p. 1114–1116, 2001. PMID: 11441740. Disponível em: <https://doi.org/10.2105/AJPH.91.7.1114>.

LONGLEY, P. A.; GOODCHILD, M. F.; MAGUIRE, D. J.; RHIND, D. W. *Sistemas e Ciencia da Informaçao Geografica*. Grupo A, 2013. ISBN 9788565837651. Disponível em: <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788565837651/>.

MAZUMDAR, S.; RUSHTON, G.; SMITH, B. J. et al. Geocoding accuracy and the recovery of relationships between environmental exposures and health. *International Journal of Health Geographics*, v. 7, n. 1, p. 13, 2008. Disponível em: <https://ij-healthgeographics.biomedcentral.com/articles/10.1186/1476-072X-7-13>.

OLLIGSCHLAEGER, A. M. Artificial neural networks and crime mapping. In: WEISBURD, D.; MCEWEN, T. (Ed.). *Crime Mapping and Crime Prevention*. Monsey, NY: Criminal Justice Press, 1998, (Crime Prevention Studies, v. 8). p. 313–347.