

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ  
DAINF - DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE INFORMÁTICA  
CURSO DE BACHARELADO EM SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

WILLIAM DE OLIVEIRA SOUZA

**MONITORAMENTO E ANÁLISE DO MECANISMO DE  
INCENTIVO *MAYORSHIP* EM LOCAIS DO SWARM**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CURITIBA  
2019

WILLIAM DE OLIVEIRA SOUZA

**MONITORAMENTO E ANÁLISE DO MECANISMO DE  
INCENTIVO *MAYORSHIP* EM LOCAIS DO SWARM**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel.

Orientador: Thiago Henrique Silva  
DAINF - Departamento Acadêmico de Informática -UTFPR

CURITIBA  
2019



Ministério da Educação  
**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ**  
Câmpus Curitiba  
Diretoria de Graduação e Educação Profissional  
*Departamento Acadêmico de Informática*  
*Coordenação do Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação*



## TERMO DE APROVAÇÃO

### “MONITORAMENTO E ANÁLISE DO MECANISMO DE INCENTIVO MAYORSHIP EM LOCAIS DO SWARM”

por

“William de Oliveira Souza”

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi apresentado como requisito parcial à obtenção do grau de Bacharel em Sistemas de Informação na Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR - Câmpus Curitiba. O aluno foi arguido pelos membros da Banca de Avaliação abaixo assinados. Após deliberação a Banca de Avaliação considerou o trabalho \_\_\_\_\_.

<hr/> <p><b>Prof. Thiago Henrique Silva</b> (Presidente - UTFPR/Curitiba)</p>	<hr/> <p><b>Prof. Vinício Fernandes Soares Mota</b> (Avaliador(a) 1 – UFES/Vitória)</p>
<hr/> <p><b>Prof. Alexandre Graeml</b> (Avaliador 2(a) – UTFPR/Curitiba)</p>	<hr/> <p><b>Profa. Leyza Baldo Dorini</b> (Professora Responsável pelo TCC – UTFPR/Curitiba)</p>
<hr/> <p><b>Prof. Marcelo Mikosz Goncalves</b> (Coordenador do curso de Bacharelado em Sistemas de Informação – UTFPR/Curitiba)</p>	

“A Folha de Aprovação assinada encontra-se na Coordenação do Curso.”

## RESUMO

SOUZA, William de Oliveira. Monitoramento e Análise do Mecanismo de Incentivo *Mayorship* em Locais do Swarm. 2019. 37 f. Trabalho de Conclusão de Curso – Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2019.

Este trabalho apresenta um estudo sobre o mecanismo de incentivo *mayorship* (ou prefeitura) utilizado na rede social Foursquare-Swarm. Esse mecanismo premia o usuário que mais realizou *check-ins* nos últimos 30 dias em determinado local com uma classificação especial de prefeito deste local. Através de um monitoramento automático temporal, foi estudado como ocorrem as alternâncias de prefeitos e a reaparição de usuários nos locais estudados, que permitiu avaliar o mecanismo de incentivo de prefeitura do Foursquare-Swarm. Foram coletados dados de centenas de locais de diferentes segmentos em Curitiba, Brasil e Chicago, Estados Unidos. A quantidade de alterações e reaparições de prefeitos foram analisadas para verificar a influência de disputas pela prefeitura por local e por categoria. Os resultados mostram, por exemplo, que locais públicos e de lazer, como parques e museus, apresentam maiores disputas (e *check-ins*) entre os usuários de Curitiba, mas o mesmo não é observado para Chicago na mesma intensidade. Este estudo permite avaliar a eficácia do mecanismo de incentivo e permite que outros sistemas possam utilizar a metodologia e os resultados para determinar locais em que esse mecanismo de incentivo é vantajoso, bem como para a criação de novos serviços.

**Palavras-chave:** Foursquare. Swarm. Prefeitura. Check-in. Mecanismo de incentivo.

## ABSTRACT

SOUZA, William de Oliveira. Título em inglês. 2019. 37 f. Trabalho de Conclusão de Curso – Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2019.

This work presents a study about the incentive mechanism called mayorship, used by the social network Foursquare-Swarm. This mechanism gives a reward to the user that checked-in more times in the last 30 days in a specific place with a reward called mayorship (the place's mayor). Using an automatic temporal watcher, we study how the alternations of mayors occur and the reappearance of users in the studied places, allowing the analysis of the incentive mechanism mayorship of Foursquare-Swarm. Hundreds of places were monitored in both cities Curitiba, Brazil, and Chicago, United States. The number of changes and reappearances of mayors was studied to examine the influence of contest for the mayorship by place and category. The results show that the public and recreation places like parks and museums, presented the most prominent competition (and check-ins) among users of Curitiba, but this is not observed in the same intensity in Chicago. This study makes it possible to evaluate the effectiveness of the incentive mechanism and allows other systems to use the methodology and results to determine where this incentive mechanism is beneficial and for the creation of new services.

**Keywords:** Foursquare. Swarm. Mayorship. Check-in. Incentive Mechanism.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Check-ins de um dia na mesma cidade de um determinado usuário . . .	11
Figura 2 – Check-ins em cidades diferentes . . . . .	12
Figura 3 – Exemplo de arquivo formato JSON . . . . .	15
Figura 4 – Distribuição de palavras chave a ano de publicação dos artigos. . . . .	19
Figura 5 – Principais etapas para a realização do trabalho . . . . .	20
Figura 6 – <i>Boxplot</i> da distribuição do número de <i>check-ins</i> para os locais individuais das 50 categorias mais populares com relação ao número de <i>check-ins</i> . . .	28
Figura 7 – <i>Boxplot</i> com os valores de disputa agrupados por categoria. . . . .	29
Figura 8 – Ranking dos 50 locais mais disputados na cidade de Curitiba. . . . .	30
Figura 9 – Ranking dos 50 locais mais disputados na cidade de Chicago. . . . .	30
Figura 10 – Disputa pela prefeitura no Parque Barigui. . . . .	31
Figura 11 – Disputa pela prefeitura na UTFPR. . . . .	31
Figura 12 – Disputa pela prefeitura no Taco Bell. . . . .	32
Figura 13 – Distribuição espacial dos 50 locais com maiores valores de <i>Disp</i> , que leva em consideração a disputa por prefeituras de locais. . . . .	33
Figura 14 – Renda média por bairros. . . . .	34

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

API	<i>Application Programming Interface</i>
HTML	<i>HyperText Markup Language</i>
IP	<i>Internet Protocol</i>
JSON	<i>JavaScript Object Notation</i>
LBSN	<i>Location-Based Social Networks</i>
NoSQL	<i>Not Only SQL</i>
SGBD	Sistema Gerenciador de Banco de Dados
SQL	<i>Structured Query Language</i>
PSN	<i>Participatory Sensor Network</i>

## SUMÁRIO

<b>1 – INTRODUÇÃO</b>	<b>9</b>
1.1 Objetivo Geral	10
1.1.1 Objetivos Específicos	10
1.2 Organização do Documento	10
<b>2 – CONTEXTUALIZAÇÃO E REVISÃO DE LITERATURA</b>	<b>11</b>
2.1 Redes Sociais Baseadas em Localização	11
2.2 Mecanismos de Incentivo	12
2.2.1 Moedas	13
2.2.2 Medalhas	13
2.2.3 Prefeitura	13
2.3 Coleta de Dados Automática da Web	13
2.4 Banco de Dados NoSQL	14
2.5 Trabalhos Relacionados	15
<b>3 – METODOLOGIA</b>	<b>20</b>
3.1 Coleta de Dados	20
3.1.1 Coletor de Dados	21
3.1.2 Obtenção dos Dados	21
3.2 Infraestrutura	21
3.2.1 Agendador de Tarefas	22
3.2.2 Armazenamento de Dados	22
3.3 Estudo da Alternância de Prefeituras	22
<b>4 – Resultados</b>	<b>24</b>
4.1 Categorias de Locais	24
4.2 Locais Individuais	25
<b>5 – CONSIDERAÇÕES FINAIS</b>	<b>35</b>
<b>Referências</b>	<b>36</b>



## 1 INTRODUÇÃO

Com a crescente utilização das redes sociais também aumentou o número de serviços baseados em redes sociais. Entre elas existe um tipo particular de rede social chamada rede social baseada em localização (LBSN, do inglês *Location-Based Social Network*) que é baseada em localização, assim como o Foursquare. Entre as LBSNs que mais cresceram nos últimos anos pode-se citar o Foursquare <sup>1</sup> que passou de 5 milhões de usuários em 2010, (LINDQVIST et al.) para 10 milhões de usuários em 2011, (PONTES et al.), e tem como foco mapear estabelecimentos em geral para fornecer melhores informações para seus usuários, mas também permite a interação entre os usuários, o que acaba tornando essa rede social ainda mais utilizada não somente no Brasil como em muitos países como mostram Pontes et al. (2012).

Um dos diferenciais do Foursquare é a gamificação, que é a presença de aspectos frequentes em jogos, e que tem por objetivo gerar disputa entre os usuários, o que pode estimular o uso do sistema. O Foursquare possui uma plataforma para *smartphones* chamada Swarm, através da qual é possível acompanhar as atividades dos amigos, realizar *check-ins*, visualizar histórico de *check-ins* próprios e dos amigos, entre outras coisas. O aspecto da motivação se dá nas bonificações com que o aplicativo recompensa seus usuários. Dentre essas recompensas temos: moedas, medalhas e prefeituras.

Moedas são adquiridas de várias formas dentro do Swarm, realizar *check-in* em locais é apenas uma forma, mas a quantidade de moedas que se ganha depende do local e da frequência com que são feitos esses *check-ins*. Semanalmente é gerado um ranking de moedas adquiridas somente entre os amigos para comparar quem obteve mais moedas na última semana, e de acordo com a classificação no ranking, os usuários recebem ainda mais moedas. Usuários adquirem medalhas de acordo com o *check-in*, em casos de eventos especiais, marcação de amigos nos *check-ins* e *check-ins* em diversas categorias de estabelecimentos. De acordo com as medalhas ganhas, é possível notar se um usuário pode ser referência para dar dicas em determinados locais. Por exemplo, um usuário que realiza *check-ins* em diversas categorias tende a ser uma fonte mais confiável para dar indicações de tipos de locais em comparação a uma pessoa que realiza *check-ins* somente em uma determinada categoria, isso também foi abordado por Wang et al. (2017) que realizaram uma pesquisa profunda sobre mecanismos de incentivo.

São denominados prefeitos de estabelecimentos os usuários que mais realizaram *check-ins* nos últimos 30 dias no local em questão. As prefeituras podem ser disputadas tanto entre amigos quanto entre pessoas desconhecidas, pelo fato do local ser acessível para qualquer pessoa, ser prefeito significa que o usuário é denominado especialista do local, como explicitam o artigo de Wang et al. (2017) com o termo *Market Expert*.

---

<sup>1</sup><https://foursquare.com>

Juntos, esses três tipos de recompensa, compõem os mecanismos de incentivo para a utilização do aplicativo. Neste trabalho será estudado o mecanismo de disputa de prefeituras. Especificamente, será analisada a alternância de prefeitos em estabelecimentos, podendo ser locais com alta alternância de prefeitos ou onde a disputa não é tão acirrada. Com isso será possível detectar quais as características de locais onde ocorrem disputas acirradas e se isso tem relação com a categoria ou localização, por exemplo.

Essa análise será interessante para descobrir locais em que o mecanismo de incentivo foi mais disputado, gerou mais *check-ins* e também para encontrar similaridades e diferenças entre os padrões de cada cidade, de acordo com a análise dos *check-ins* nos locais.

## 1.1 Objetivo Geral

Estudar a alternância de prefeitos no aplicativo Swarm, além disso comparar esses resultados entre as cidades que serão estudadas, sendo elas Curitiba (Brasil) e Chicago (Estados Unidos).

### 1.1.1 Objetivos Específicos

- Detectar as possíveis frequências para a alternância de prefeitos.
- Evidenciar quais as categorias com maior número de *check-ins* e relacionar com o número de prefeitos das mesmas categorias.
- Estabelecer parâmetros de comparação e diferenciação entre as cidades estudadas, de acordo com a análise de *check-ins*.
- Discutir possíveis implicações para sistemas que desejam implantar o mecanismo de prefeitura.

## 1.2 Organização do Documento

Na sequência deste trabalho estão presentes o Capítulo 2, que se refere à revisão de literatura que descreve as bases teóricas que fundamentam o trabalho apresentado e as obras investigadas para a pesquisa. A metodologia se encontra no Capítulo 3, apresentando passos essenciais para a realização do estudo como a obtenção dos dados por exemplo. O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos. O Capítulo 5 terá a finalização do trabalho com as considerações finais.

## 2 CONTEXTUALIZAÇÃO E REVISÃO DE LITERATURA

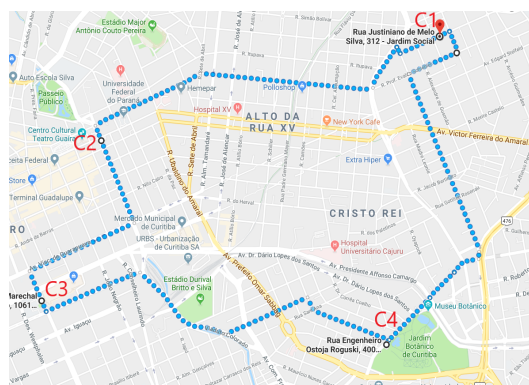
### 2.1 Redes Sociais Baseadas em Localização

Entre as definições do termo "rede social", uma delas se refere ao local onde pessoas podem socializar, interagir e se ajudar, não necessariamente usando internet, podendo ser um grupo de pessoas que se reúnem com objetivos em comum. Entre os tipos de redes sociais, uma delas é baseada em localização e se chama rede social baseada em localização (LBSN). O Foursquare é um exemplo bastante popular desse tipo de rede social (SILVA et al., 2019).

Existe uma diferença entre o uso do termo rede social (online) e redes sociais baseadas em localização. LBSNs são redes sociais cujo foco é no aspecto geográfico, como a localização, onde os usuários realizam as atividades. Rede social é, de certa forma, uma definição mais ampla e engloba, por exemplo, redes sociais de entretenimento <sup>1</sup>, profissionais <sup>2</sup> e compartilhamento de imagens <sup>3</sup>, além de LBSNs.

Dados de LBSNs são um recurso muito utilizado para determinar padrões de comportamento de usuários, pois ao compartilhar dados contendo a sua localização pode ser possível determinar por exemplo a rota feita no dia ou em outro período de tempo como nas figuras 1 e 2, e também é possível saber por quais tipos de locais o usuário tem preferência, por exemplo, bares, parques, restaurantes ou casas noturnas (SILVA et al., 2014).

Figura 1 – Check-ins de um dia na mesma cidade de um determinado usuário



Fonte: Autoria própria

No Swarm esse mecanismo é utilizado para encontrar estabelecimentos próximos por meio da localização atual. O Swarm registra todos os *check-ins* realizados pelo usuário na própria conta do usuário, e, assim, pode ser estabelecido um padrão de locais mais

<sup>1</sup>[www.facebook.com](http://www.facebook.com)

<sup>2</sup>[www.linkedin.com](http://www.linkedin.com)

<sup>3</sup>[www.instagram.com](http://www.instagram.com)

Figura 2 – Check-ins em cidades diferentes



Fonte: Autoria própria

frequentados e quais os tipos desses locais. Com essas informações pode ser possível recomendar locais semelhantes a fim de oferecer ao usuário opções que possivelmente são de maior interesse para o seu perfil.

Explorar esses dados pode habilitar novos serviços, por exemplo, detectar áreas que possuem estabelecimentos com maior número de *check-ins*. Um serviço pode sugerir qual a melhor área para se iniciar um novo negócio, ou estudar em quais áreas faltam determinados tipos de negócio. Por exemplo, um restaurante próximo a centros empresariais, farmácia próxima a hospital ou lanchonete próxima a casas noturnas ou em local de muita movimentação.

## 2.2 Mecanismos de Incentivo

Mecanismos de incentivo são elementos que fazem com que usuários continuem a realizar determinada tarefa por gostar ou receber algo em troca, como reconhecimento, moedas virtuais, *likes* ou popularidade. No Swarm os tipos de mecanismos de incentivo são: prefeituras; medalhas e moedas virtuais (SANTOS et al., 2017).

Para as redes sociais adquirirem cada vez mais usuários ativos é de extrema importância ter uma boa motivação para o usuário utilizar a aplicação. Esse incentivo pode vir de várias formas, como mencionado acima. Entretanto, isso tudo só é possível, pois os usuários interagem e trocam informações, compartilham conhecimentos e se atualizam com notícias.

Os mecanismos de incentivo que o Swarm utiliza envolve *check-ins* pelos usuários, que ao compartilharem sua localização recebem moedas virtuais em troca (Moedas), ao realizar *check-ins* em locais diferenciados, em eventos ou marcando amigos se ganha medalhas personalizadas (Medalhas), e quando o usuário é a pessoa que mais realizou *check-ins* em determinado local, ele é reconhecido como perito do local (Prefeitura).

### 2.2.1 Moedas

É o mecanismo de incentivo mais fácil de adquirir, basta realizar *check-ins*, independente do local, da categoria e das pessoas que estão marcadas no *check-in*. O que altera a quantidade de moedas adquiridas em cada *check-in* é a frequência com que são realizados, do horário e do tipo de local em que está sendo feito o *check-in*. Também há outros meios de adquirir moedas, uma delas é através de uma classificação semanal que é gerada de acordo com a quantidade de moedas que cada usuário adquiriu na última semana, e de acordo com a classificação de cada pessoa nesse *ranking*, a pessoa recebe ainda mais moedas. A prefeitura é outro meio de se ganhar moedas, pois ao se tornar prefeito de algum local, além do cargo de prefeito o usuário pode receber mais moedas em relação ao *check-in*.

### 2.2.2 Medalhas

Para incentivar pessoas a usar o Swarm, o sistema possui mecanismos de incentivo. Um deles é recompensar os usuários com medalhas de acordo com *check-ins*. Para ganhar medalhas, o usuário deve realizar *check-ins* em locais novos, categorias novas de locais (restaurantes, parques, aeroportos, mercados e agências bancárias), eventos e/ou marcar determinado número de pessoas em um *check-in*. É possível utilizar as medalhas já adquiridas para diferenciar os próximos *check-ins* (SANTOS et al., 2017).

### 2.2.3 Prefeitura

Outro mecanismo de incentivo é a prefeitura, muito cobijado pelos usuários, que consiste na pessoa que realizou mais *check-ins* em um local específico nos últimos 30 dias. A pessoa, denominada prefeito, é vista como uma autoridade do local. Um usuário pode ser coroado como prefeito em vários locais ao mesmo tempo, inclusive da própria casa, basta cadastrar o local no aplicativo.

A alternância de prefeitos se dá no exato momento em que um usuário realiza *check-in*, e na verificação do Swarm ele agora possui mais de um *check-in* de diferença em relação ao atual prefeito, pois pode ser que o atual prefeito realize seu *check-in* mais tarde no mesmo dia e com isso fique com o mesmo número de *check-ins* para o dado local.

## 2.3 Coleta de Dados Automática da Web

A coleta de dados é uma etapa de extrema importância, e deve ser realizada de forma confiável. A forma mais prática de obter dados é através de APIs, que são recursos onde os dados já são padronizados, formatados e preparados para serem coletados e estudados por pesquisadores e outros interessados. Também se pode utilizar *web crawlers*, que são programas computacionais que buscam os dados através de padrões definidos

por quem os cria. A diferença entre API e *web crawler* é que com a utilização da API os dados já estão prontos para serem coletados. Com o *web crawler* o trabalho tende a ser maior, pois quem cria o padrão dos dados a serem obtidos é quem desenvolve o programa, pois não há nada, tipicamente, já formatado nem padronizado previamente (SILVA; LOUREIRO, 2015).

Assim, para *sites* que não possuem API, a opção para coletar os dados é utilizar *web crawlers*. Para isso programas específicos precisam ser desenvolvidos e configurados previamente para coletar os dados desejados pelo usuário. A coleta é feita através de requisições ao *site* de interesse e, após receber a confirmação da requisição, o *web crawler* obtém as informações de interesse da página. A partir disso, pode ser iniciado o tratamento dos dados.

Para realizar requisições, tanto via API quanto utilizando o *web crawler*, é necessário respeitar a quantidade de requisições definidas pelo *site*. Caso não haja esse limite definido, é interessante considerar um limite razoável que não atrapalhe o serviço. Nesta proposta as requisições foram feitas via API disponibilizada pelo Foursquare juntamente com um *web crawler*, que foi desenvolvido de forma eficiente e contorna alguns tipos de erros como queda de conexão com a rede e dados inconsistentes.

## 2.4 Banco de Dados NoSQL

Pode-se separar pelo menos duas classes de tipos de banco de dados: os que atendem melhor dados estruturados e os especializados em dados não estruturados. O modelo estruturado, como o próprio nome já diz, possui uma estrutura, geralmente de linhas e colunas, possui chave primária para buscas mais rápidas e chaves estrangeiras, que são chaves primárias em outras tabelas para usar como referência. Para isso, todos os dados obtidos devem ter um mesmo padrão, não podendo ter campos a mais. Para realizar consultas em banco de dados estruturados é utilizado uma linguagem de consulta chamada SQL. A partir do uso dessa linguagem é possível unir conteúdo de várias tabelas e trabalhar com esses dados. Uma das vantagens do banco de dados relacional é a padronização e normalização, pois suporta as propriedades ACID (Atomicidade, Consistência, Isolamento e Durabilidade).

No caso de banco de dados não estruturados, não se utiliza SQL como linguagem de consulta, os dados são em alguns casos em formato JSON (exemplo na figura 3) sendo que cada JSON é um item. Os dados de cada item podem variar, sendo que alguns podem possuir mais dados e outros menos dados, por exemplo, o número de dicas para cada local do Foursquare. O banco de dados utilizado no estudo foi o MongoDB, que é do tipo não relacional (NoSQL). Com a estrutura flexível o grande ganho do banco de dados não relacional é em velocidade, armazenamento e escalabilidade. As consultas são feitas através de chave e valor, onde é buscada determinada chave e o retorno é o valor correspondente. Uma consulta no MongoDB para capturar os dados do local "Universidade Tecnológica

Federal do Paraná"na cidade de Curitiba ficaria:

```
db.Curitiba.find({name:"UTFPR"})
```

onde Curitiba é o nome da coleção, onde estão sendo registrados os dados de todos os estabelecimentos da cidade e UTFPR é o nome do local que se encontra dentro da coleção Curitiba.

Figura 3 – Exemplo de arquivo formato JSON

```
{
  "name" : William Souza,
  "age" : "23",
  "e-mail" :william@alunos.utfpr.edu.br,
  "info" : {
    "hometown" : "Curitiba",
    "job" : "Student"
  }
}
```

Fonte: Autoria própria

## 2.5 Trabalhos Relacionados

Nesta seção serão abordados trabalhos relevantes para a elaboração deste estudo.

Dentre os temas de análise de dados de redes sociais, *check-ins* e mecanismos de incentivo, por exemplo, inúmeros artigos foram encontrados, porém ajustando os termos de busca para o propósito do trabalho, foram levados em consideração outros temas, por exemplo, prefeitura do aplicativo Swarm, com isso foram encontrados vários artigos que tinham, de algum modo, maior relação com o tema estudado aqui.

Entre os trabalhos similares um deles é o desenvolvido por Neves et al. (2016), que teve o objetivo de analisar a relação entre os *check-ins* do Foursquare e séries temporais de popularidade de locais fornecidas pelo Google <sup>4</sup>. Para obter esses dados basta digitar o nome de um estabelecimento na busca do Google, se a informação existir ela será exibida na parte direita superior da página de resultados. Para conseguir comparar as duas ferramentas foi desenvolvido um *web crawler* para obter *check-ins* do Foursquare e depois comparar as duas fontes. Os autores descobriram que a similaridade entre a série popular do Google e as séries temporais de popularidade criadas com *check-ins*, geraram gráficos bem similares tanto para a cidade de Curitiba quanto para Chicago, Neves et al. (2016).

No estudo de Wang et al. (2017) que teve como objetivo analisar a efetividade de contribuidores "*word-of-mouth*" (boca-a-boca) juntamente com elementos de gamificação, como prefeituras e medalhas, os autores utilizaram aspectos presentes em jogos para incrementar o efeito "boca-a-boca". Isso envolve os dois tipos de influências citados no artigo, um deles é o *market maven*, que é a pessoa que conhece vários locais diferentes,

---

<sup>4</sup>[www.google.com](http://www.google.com)

possui uma variedade de experiências e a segunda é o *market expert* que é conhecedor de determinados locais ou regiões específicas. *Market maven* pode ser comparado com as medalhas adquiridas pelo usuário ao realizar *check-ins* em diferentes locais e *market expert* se compara ao usuário que é prefeito de locais de categorias distintas.

O método de avaliação do artigo de Wang et al. (2017) contou com a ajuda de mais de duzentos voluntários divididos em 2 grupos. Para cada voluntário era solicitada a análise de páginas específicas de estabelecimentos, comentários e prefeituras desses locais e em seguida eram questionados se o comentário ou algo assim podia ter influenciado outras pessoas. Como resultado desse estudo foi possível perceber que os usuários preferem seguir dicas de quem possui medalhas ao invés de seguir a dica do prefeito do local, pois quem é um usuário específico não tem muitos meios de comparação do que com pessoas que já visitaram vários outros locais.

O foco do estudo de Cramer, Rost e Holmquist (2011) foi analisar *check-ins* de usuários nas redes sociais e os motivos para a realização dos *check-ins*. Foi usada a rede social Facebook e também o Twitter <sup>5</sup> já que ambas possuíam integração com o Foursquare. Foram escolhidas pessoas aleatórias que usavam as redes sociais e essas pessoas foram submetidas a uma entrevista com perguntas e análises. Como resultado foi detectado que pessoas podem visualizar *check-ins* de outras e através disso mandam solicitação de amizade mesmo sem conhecer quem realizou o *check-in*. O estudo comprovou que a maioria das pessoas não aceita convite de estranhos. Outro ponto é a motivação para realizar *check-in*. Onde determinados locais tendem a ter mais *check-ins* do que outros, dependendo se o usuário quer ou não compartilhar seu local. Pessoas podem realizar *check-ins* apenas para ajudar outras, como se fosse o *like* do Facebook, o trabalho atual também levou em conta os *check-ins* realizados para avaliar o mecanismo de incentivo prefeitura.

A pesquisa de Pontes et al. (2012) analisa as opções disponíveis na rede social Foursquare como prefeituras, dicas de locais e invasão de privacidade, por exemplo. Com uma busca abrangente foi possível notar milhões de usuários. A dispersão de prefeituras e dicas de locais por cidades também. Os autores identificaram que usuários com prefeitura moram próximos do local onde são prefeitos. Além disso, foi mostrado que através dos *check-ins* pode-se descobrir a cidade onde o usuário reside. Foram coletadas informações referentes a cidade de cada usuário e capturadas todas as suas atividades. Os grupos de estudo eram três: Classe 0: usuários com atividades singulares como prefeituras ou dicas; Classe 1: usuário com múltiplas atividades e com uma localização predominante no meio das atividades; Classe 2: são usuários com múltiplas atividades mas sem nenhuma localização predominante. Os resultados foram bastante expressivos para as classes 0 e 1, pois nessas classes estão englobados os prefeitos da maioria dos locais e pessoas que realizam *check-ins* com mais frequência.

No artigo de Lindqvist et al. (2011), os autores tinham como objetivo descobrir o

---

<sup>5</sup>[www.twitter.com](http://www.twitter.com)



motivo de pessoas compartilharem localizações e porque as definiam como públicas ou privadas. O método aplicado foi um questionário de 55 perguntas, que foram enviadas a 219 usuários. As perguntas abordavam a rede social Foursquare e suas funcionalidades. Como resultado desse estudo foi possível detectar o motivo pelo qual pessoas não fazem *check-ins* em determinados locais. Por exemplo, pessoas relataram não realizar *check-in* em redes de *fast food* pois para elas não é algo bom outros saberem que elas passaram por lá. Os locais com mais *check-ins* foram bares e restaurantes e os locais com menor número de *check-ins* são residências privadas, consultórios e locais de trabalho segundo o autor. Dentre as razões para pessoas usarem o Foursquare estão: Gamificação (que será analisada com mais detalhes no trabalho atual), acompanhar aonde os amigos estão ou para ver locais pelos quais já se passou.

No trabalho de Santos et al. (2017) foi proposto o estudo os mecanismos de incentivo do Foursquare, sendo eles prefeitura e medalhas. A prefeitura é o mesmo mecanismo que está sendo estudado neste trabalho. As medalhas são adquiridas de acordo com o uso do aplicativo em geral, realizando *check-ins* em locais de categorias diferentes, marcando determinado número de pessoas e realizando *check-ins* em eventos ou datas comemorativas. O estudo foi feito baseado em novos usuários que foram monitorados durante 13 semanas. Deles foram coletados: número de *check-ins*; locais de prefeitura e medalhas para mensurar a interação deles com o aplicativo.

Para analisar os dados foi necessário dividir os usuários em 3 grupos sendo o Grupo 1 composto pelos usuários que realizaram até 250 *check-ins*, Grupo 2 entre 250 e 500 *check-ins* e Grupo 3 de 500 *check-ins* em diante. Através dessa divisão percebeu-se que usuários do Grupo 1 não estavam muito motivados e, conseqüentemente, possuíam poucas medalhas e prefeituras, devido ao baixo número de *check-ins*. Já o Grupo 2 apresentou um grupo mais ativo, em que até certo ponto os usuários estavam motivados, possuíam mais medalhas e prefeituras em relação ao Grupo 1. Por fim, o Grupo 3 foi eleito como grupo mais ativo e foi detectado maior número de prefeituras e medalhas, englobando assim os usuários super motivados. Os autores encontraram indícios de que os mecanismos de prefeitura podem ser fundamentais para o engajamento observado.

Outro artigo que diz respeito à redes sociais baseadas em localização e análise de padrões de atividades de usuários é descrito em Lin et al. (2017), onde o aplicativo Swarm do Foursquare é utilizado e os *check-ins* por categoria de estabelecimentos são analisados em tempos diferentes do dia para saber quais categorias de locais são mais frequentados em quais horários. Por exemplo, casas noturnas e baladas têm grande número de *check-ins* durante o período da noite e locais como restaurantes têm picos de *check-ins* durante o dia e noite. Fora as categorias de restaurantes e casas noturnas, outras categorias foram utilizadas, totalizando dez. As buscas foram realizadas a cada 4 horas com início às 6 horas da manhã. Foram coletados dados de mais de 19 mil usuários do Swarm das cidades de Nova York (EUA), São Francisco (EUA) e Hong Kong (China).

Os autores utilizaram diferentes procedimentos para detectar a diferença entre dias da semana e finais de semana, com o objetivo de distinguir categorias de locais. Por exemplo, *check-ins* em casas noturnas são muito maiores no período da noite e no final de semana do que em dias de semana. Por outro lado, *check-ins* em locais como trabalho e colégio/faculdade são muito maiores em dias de semana em relação a finais de semana. Na categoria de alimentação a diferença foi pouca entre dias de semana e finais de semana, mas em comparação com outras categorias é a que mais possui *check-ins*.

A diferença entre os padrões de *check-ins* entre cidades mostrou algumas diferenças como na cidade de Hong Kong, os valores de *check-ins* relacionados a compras no período da tarde são muito maiores do que nas outras duas cidades e o motivo pode ter sido causado por um estabelecimento em específico chamado Shopping Heaven que atrai muitos turistas. Viagens pela manhã também foram mais registradas em Hong Kong em comparação com Nova York e São Francisco. Grandes diferenças não foram encontradas entre Nova York e São Francisco de acordo com os autores.

Alguns autores encaram dados provenientes de LBSN (*Location-based Social Network*) como uma fonte de sensoriamento chamada de *Participatory Sensor Network* (PSN), que permite o estudo de sociedades urbanas quase que em tempo real e em larga escala. Silva et al. (2016) abordaram conceitos de PSNs e realizaram uma análise sobre comportamento social urbano usando o Instagram, Foursquare e Waze<sup>6</sup>. Os dados foram coletados das redes sociais através de *web crawlers* construídos para esse propósito. A dinâmica das cidades também foi um tema bastante estudado, pois os dados considerados podem permitir detectar diferentes regiões da cidade com características diferentes ou semelhantes baseados na movimentação das pessoas. Como conclusão do estudo, pode-se citar que LBSNs podem promover oportunidades para acessar dados em escala global e mecanismos de incentivo são fundamentais para tornar essa fonte de dados sustentável Silva et al. (2016).

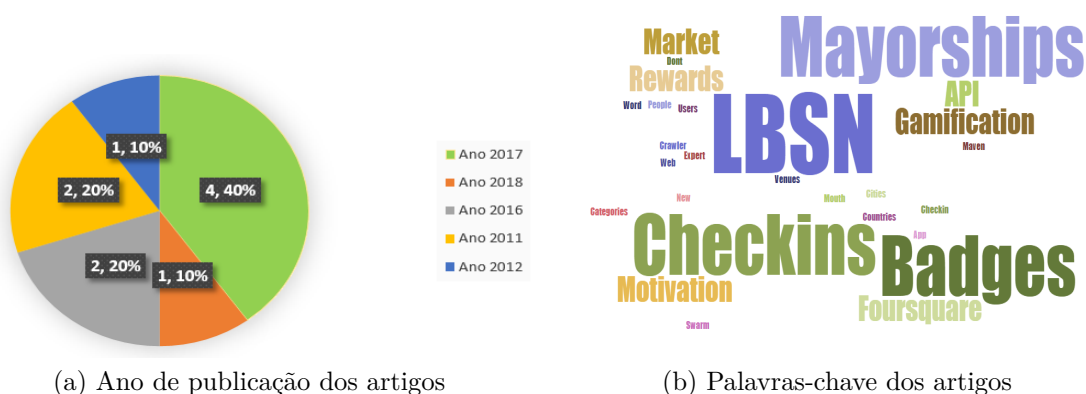
Pode-se notar que houve diversidade entre os temas, áreas abordadas e publicação de artigos de diversos anos. O trabalho atual possui vínculo com todos os citados, de forma que alguns possuem semelhança na utilização dos mesmos mecanismos de incentivo, mesma rede social, análise de *check-ins* realizados pelos usuários e no objetivo de compreender a utilização das redes sociais. Os trabalhos utilizados foram encontrados através de busca em bases públicas de artigos com as palavras chave: Foursquare; *incentive mechanism*; *rewards*; Swarm; *Mayorship* e *Check-in*. Após a seleção dos artigos percebeu-se que a maioria deles foi publicada em 2017, mas por outro lado também foram encontrados artigos com assuntos em comum publicados em 2012. Mais detalhes sobre o ano de publicação dos artigos na figura 5a.

Com as palavras mais citadas dentre todos os artigos analisados foi possível perceber uma predominância das palavras *Mayorships* (que significa prefeitura e é um dos

---

<sup>6</sup>[www.waze.com](http://www.waze.com)

Figura 4 – Distribuição de palavras chave a ano de publicação dos artigos.



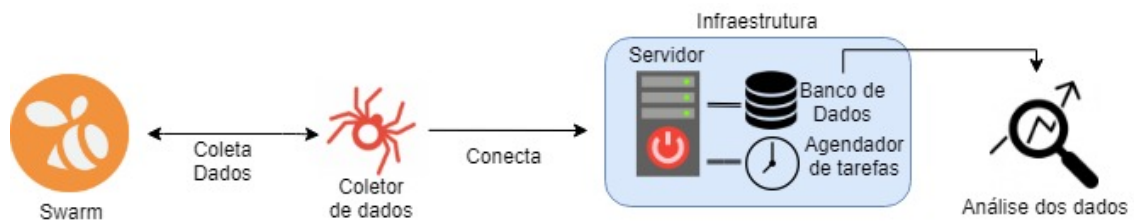
Fonte: Autoria própria

temas centrais para o trabalho atual) e *Badges* (medalhas), ambos são mecanismos de incentivo para os usuários do Foursquare. *LBSN*, *Check-ins*, *Gamification*, entre outras palavras importantes, conforme figura 5b.

### 3 METODOLOGIA

Este capítulo apresenta os principais passos para a realização deste trabalho. Primeiramente, são apresentados os dados do Swarm a serem coletados (seção 3.1), incluindo alguns detalhes de como foram elaborados os coletores de dados. A infraestrutura dedicada que armazena os dados e é responsável pela execução diária do coletor é descrita na seção 3.2. Por último, a descrição da estratégia para o estudo da alternância de prefeitos é apresentada na seção 3.3. A figura 5 sumariza os principais passos para a realização do trabalho.

Figura 5 – Principais etapas para a realização do trabalho



Fonte: Autoria própria

#### 3.1 Coleta de Dados

Dados são de suma importância para o estudo proposto e se não estiverem corretos podem levar a conclusões equivocadas. Para isso foram realizados testes antes de colocar os *web crawlers* em produção. O formato de dados utilizado no trabalho foi o formato JSON (do inglês *JavaScript Object Notation*). O *web crawler* faz a requisição para uma página feita em HTML (*HyperText Markup Language*) mas obtém os dados no formato JSON através de uma biblioteca disponível para a linguagem de programação utilizada.

Os principais dados coletados são: Nome do local; categoria do local; quantidade de *check-ins* do atual prefeito; nome do prefeito e id do local (para coletar a localização). Além disso é importante acrescentar mais um campo com a data da coleta para controle e também para permitir as análises temporais. Porém, outros dados também foram coletados, como por exemplo os comentários recebidos pelos usuários, a faixa de preço, fotos, contato, redes sociais, nota do estabelecimento (de 0 a 10) e horário de atendimento. Na sequência, os dados são inseridos no banco de dados automaticamente com o auxílio do próprio código desenvolvido.

### 3.1.1 Coletor de Dados

Os *web crawlers* foram desenvolvidos em linguagem Python. Para se obter os dados descritos na seção anterior, foi necessário criar uma conta para desenvolvedores junto ao Foursquare e usar um *login* e senha fornecidos para realizar as requisições, servindo como um meio para monitorar e controlar o número de requisições diárias para cada usuário.

Após a autenticação, para cada requisição, todo o conteúdo disponibilizado na página do local foi coletado, contendo todos os detalhes do local. Com todos os locais estipulados já coletados e inseridos no banco de dados, foi enviado um e-mail com a confirmação da execução do *web crawler*. Na seção 3.1.2 são apresentados mais detalhes sobre como foi feita a obtenção dos dados.

### 3.1.2 Obtenção dos Dados

Para coletar alternância de prefeituras foi desenvolvido um *web crawler* para cada cidade a ser analisada. Neste trabalho os dados foram coletados diariamente em horários espaçados para não sobrecarregar o sistema online do Foursquare. Através desse *web crawler* foi possível coletar dados do Swarm (que contém a informação do prefeito do local). Os dados que estavam sendo coletados continham toda a página do local. As cidades monitoradas foram: Curitiba (Brasil) e Chicago (Estados Unidos).

Como os *web crawlers* e o banco de dados estavam armazenados em um servidor, para executar os programas foi utilizado um agendador de tarefas que sempre executa os *web crawlers* no mesmo horário, diariamente. Cada *web crawler* foi configurado para, assim que terminar a execução, enviar um e-mail de confirmação, sendo assim possível o monitoramento da coleta de dados de forma remota.

Para cada cidade foram pesquisadas as mesmas categorias para o resultado ser eventualmente analisado de acordo com a categoria. foram cerca de 400 locais para cada cidade, distribuídos em aproximadamente 80 categorias, ou seja, juntando as 2 cidades foram aproximadamente 800 locais distintos com dados coletados diariamente. Todos esses dados foram armazenados em um banco de dados não relacional.

## 3.2 Infraestrutura

Para ser possível a realização do trabalho, além de ter uma segurança maior em relação aos dados, o *web crawler* e o banco de dados foram hospedados em um servidor dedicado com sistema operacional Linux, que sempre está em funcionamento, com acesso à Internet e grande capacidade de armazenamento, para evitar ao máximo de ocorrer problemas com as coletas de dados. Esse servidor estava disponível 24 horas por dia nos 7 dias da semana (24X7).

No servidor todos os dados conforme já informado foram coletados diariamente, e foram armazenados em um banco de dados, para a execução dos coletores de dados. O agendador de tarefas foi utilizado para programar tarefas a serem executadas de acordo com determinada programação, podendo executar uma mesma tarefa a cada 5 minutos ou uma vez por semana em um horário específico.

A seguir serão apresentadas as seções 3.2.1 que se refere a rotina de execução do *web crawler* e na seção 3.2.2 é apresentado o MongoDB e mais detalhes sobre onde os dados estavam sendo armazenados.

### 3.2.1 Agendador de Tarefas

Para realizar o agendamento da execução de cada um dos *web crawlers* foi utilizada a *cron* do servidor, que é um serviço de agendamento de tarefas. A *cron* possui horários específicos para cada operação. Antes de iniciar a execução do *web crawler*, era aberta a conexão com o banco de dados, e, após os dois *web crawlers* terem terminado a execução, a conexão com o banco de dados era fechada. Um agendamento do *web crawler* desenvolvido para coletar dados para a cidade de Curitiba pode ser analisado a seguir:

```
00 04 * * * python /home/sda3/william/curitiba.py
```

Nesse exemplo, 00 04 representa o horário de execução, sendo minutos e horas, correspondentemente. Os asteriscos são para outro tipo de agendamento, por dias da semana ou por intervalos de horário específicos. Na sequência, Python é o comando executado e por último é indicado o local do arquivo que será executado.

### 3.2.2 Armazenamento de Dados

O modelo de banco de dados utilizado foi o não relacional, ou não estruturado, de forma que os dados coletados não estavam sempre no mesmo formato e no mesmo padrão, o SGBD escolhido foi o MongoDB que trabalha muito bem com o formato JSON e possui integração de forma simples com a linguagem de programação utilizada. A organização no banco de dados foi feita por cidade. Cada cidade possuía uma base diferente de dados (coleção) para facilitar a análise e organização.

## 3.3 Estudo da Alternância de Prefeituras

Para avaliar o mecanismo de incentivo *mayorship*, foram propostas duas métricas: **Alteração de prefeitos** e **reaparição de prefeitos**. Ambas métricas visam avaliar a alternância de prefeituras.

A **alteração de prefeitos** define quantas trocas de prefeito ocorreram em um determinado local sem considerar quem são os usuários. Essa disputa de prefeitura (*Disp*) é calculada pela Equação 1, :

$$Disp = P * \log(N + 1), \quad (1)$$

sendo  $P$  o número de troca de prefeitos do local e  $N$  o total de *check-ins* do local de estudo no período analisado. É importante ressaltar que o Foursquare-Swarm utiliza uma janela deslizante de 30 dias para determinar o prefeito. No entanto, a variável  $N$  é referente a todo o período coletado.

A variável  $P$  analisa a disputa do usuário que se torna prefeito, sem levar em conta o usuário, apenas o número bruto de trocas, sendo o valor mínimo zero, no caso de não haver troca de prefeito no local, e no máximo seria a quantidade de dias de coleta  $-1$ , caso houvesse troca todos os dias.

A quantidade de **reparições de prefeitos** (*Reap*) demonstra a disputa entre dois ou mais usuários para conquistar a prefeitura. As reparições de prefeitos são calculadas conforme a Equação 2.

$$Reap = R * \log(N + 1), \quad (2)$$

sendo  $R$  o número de reparições de usuários como prefeitos e  $N$  o total de *check-ins* do local de estudo no período analisado. Para que ocorra alguma reparição, deve-se ter no mínimo duas trocas de prefeitura, pois um usuário obrigatoriamente deve perder a prefeitura e recuperá-la posteriormente para contabilizar como uma reparição. As duas métricas permitem analisar o impacto da disputa nas diferentes categorias.

## 4 Resultados

Esta seção apresenta os resultados de disputa e reparação de prefeitos para as categorias e locais individuais.

### 4.1 Categorias de Locais

Foram realizadas análises levando em consideração as categorias de locais, ou seja, agrupando locais individuais da mesma categoria, visando estudar a popularidade dessas categorias.

As Figuras 7a e 7b mostram *boxplots* da distribuição do número de *check-ins* para os locais individuais das 50 categorias mais populares com relação ao número de *check-ins*. Como é possível observar, as categorias que mais se destacaram em Curitiba são *soccer stadium*, *park*, *rental car location* e *bus stop*, pois a média calculada para as categorias foi acima das demais. Para a cidade de Chicago, as categorias *university*, *eletronic store*, *departament store* e *coffee shop* foram as que mais se destacaram.

Com relação às categorias com maior número de *check-ins*, é possível perceber as diferenças nas preferências das pessoas em cada cidade. Por exemplo, em Chicago os *check-ins* foram mais comuns em estabelecimentos relacionados a comércio. Já em Curitiba isso não acontece com a mesma intensidade, onde estabelecimentos relacionados com lazer geram maior interesse entre os usuários.

As semelhanças encontradas entre as cidades podem ser vistas nas categorias: *church*, *university*, *restaurant* e *bar*, pois possuem quantidade de *check-ins* similares para o período coletado. Com isso é possível perceber padrões similares entre as cidades.

Além disso, entre as categorias de Curitiba a média de *check-ins* é muito mais alta que em Chicago. Então foi levado em consideração as equivalências de acordo com cada escala, ao analisar os gráficos de *boxplots* (Figuras 8a e 8b), é possível perceber que na cidade de Curitiba, dentre as quantidades máximas e mínimas de *check-ins*, os locais máximos estão muito mais frequentes que os mínimos, que quase não aparecem.

Com relação à disputa por categorias, as Figuras 8a e 8b apresentam os resultados de disputas de prefeituras (*Disp*), agrupados por categoria, para Chicago e Curitiba. Primeiramente, é possível observar que não existe uma relação direta entre a popularidade da categoria, em termos de número de *check-ins*, e o valor de disputa. Isso indica que um local ser de uma categoria popular não implica em uma maior disputa. Existem fatores que são responsáveis implícitos para explicar esse fenômeno.

É possível observar que, no caso de Chicago, usuários podem estar mais dispostos a realizarem uma disputa em estabelecimentos relacionados a comércio, como *Convenience Store*. Em Curitiba usuários tendem a realizar mais disputas em locais com forte interação



social de pessoas, que tendem a possuir um vínculo pessoal, como universidades, igrejas, entre outros. Já em Chicago, ocorrem poucas disputas nessas categorias. Esse fato pode estar associado a questões culturais, indicando que a motivação para a realização de disputa pode ser dependente da cultura local.

## 4.2 Locais Individuais

O mecanismo de incentivo prefeitura é um exemplar da categoria de incentivos do tipo *gamificação*, consistindo em favorecer disputa entre usuários. Neste estudo essa disputa acontece pela prefeitura de locais. Assim, as trocas de prefeitos podem ser usadas para analisar se há disputa ou não no local. Caso dois usuários, ou mais, se alternem na prefeitura de um determinado local e a média de *check-ins* seja alta, esse local é considerado disputado. Um local com nenhuma ou baixa alternância de prefeitos, ou com baixa média de *check-ins*, é considerado pouco disputado.

Com isso, a primeira análise apresentada é com relação a locais individuais. As figuras 8 e 9 apresentam os resultados de disputa (*Disp* descrito na Equação 1) e reparações (*Reap* conforme Equação 2) de prefeitos nas cidades de Curitiba e Chicago, respectivamente.

Os locais individuais mais disputados entre as duas cidades são diversos. Uma concordância nos rankings não era esperada, pois, com algumas exceções, os locais individuais em cidades distintas, especialmente em outros países, tendem a ser diferentes de acordo com uma série de fatores como a cultura por exemplo. No entanto, é interessante notar que o estabelecimento McDonald's é disputado nas duas cidades, como é possível observar nas Figuras 9a e 10a. É interessante ainda notar que o Burger King, outra hamburgueria dos EUA, aparece entre os 50 locais mais disputados em Curitiba. É importante observar que esse tipo de dado pode ajudar empresas multinacionais, como é o caso do McDonald's e Burger King, a entender o interesse dos usuários pela empresa. Ao existir uma disputa por certos locais em detrimento de outros da mesma categoria, existe algum fator implícito que está associado ao local. Nesse caso, usuários de Curitiba demonstram um interesse considerável em obter a prefeitura do McDonald's e Burger King, o que não é observado na mesma intensidade para outras hamburguerias da cidade. Isso sugere que empresas mundialmente conhecidas podem possuir algum elemento implícito que desperte o desejo dos usuários para disputar a prefeitura destes locais.

Os resultados para a cidade de Chicago, Figura 9, indica que disputas tendem a ser mais frequentes do que as reparações, pois muitos locais não possuem nenhuma reparações mas possuem disputas consideráveis de prefeitos. Isso significa que esses locais tiveram vários prefeitos mas nenhum deles retomou o cargo de prefeito do local ao perder a prefeitura. Esse mesmo efeito não é observado em Curitiba. Os prefeitos são mais engajados nessa cidade. Os valores da métrica de disputa e reparações são mais altos do que os observados para Chicago. Entretanto, pode acontecer de pessoas adquirirem o cargo de prefeito sem o real interesse, apenas realizando um *check-in* semanal e com isso o usuário

pode se tornar prefeito, mas não era no viés da disputa e sim do simples *check-in*.

Para a cidade brasileira os locais com mais reaparições são o Parque Barigui, a Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) e o Shopping Mueller. Todos são locais de categorias distintas. Além disso, todos eles são locais de grande popularidade na cidade. Frequentar parques e bosques provavelmente faz parte da cultura dos curitibanos, isso reflete no grande número de locais dessa categoria na cidade (33<sup>1</sup>), tendo como o grande ícone o Parque Barigui. Isso pode ajudar a explicar o interesse em obter uma prefeitura para os parques e bosques.

É interessante ainda observar que na cidade de Curitiba existem vários outros parques, universidades e shoppings. No entanto, existem fatores latentes que podem explicar esse fenômeno. Provavelmente todos esses locais são populares na cidade, outro ponto em comum em todos esses locais é que são locais com elevada interação de grupos de pessoas que tendem a se conhecer. Grupos de amigos, por exemplo, frequentam todos esses locais. Assim, ter uma prefeitura nesse tipo de local possibilita uma visibilidade que faz sentido, pois outros usuários provavelmente saberão quem é o prefeito.

Exemplos reais de disputa podem ser observados nas Figuras 10, 11 e 12 que se referem ao Parque Barigui (Curitiba), UTFPR (Curitiba) e Taco Bell (Chicago), respectivamente. Através dessas figuras é possível perceber que a disputa pela prefeitura do Parque Barigui ocorreu entre 2 usuários, que se revezaram um grande número de vezes. Apesar da média de *check-ins* cair um pouco com o decorrer do tempo, a predominância foi da usuária Vania, que aumentou a frequência dos *check-ins* ao final, possivelmente, para não perder o cargo, após ter sido interrompida algumas vezes.

A quantidade de usuários que disputaram a prefeitura da UTFPR é maior se comparado com os outros locais, e a média de *check-ins*, apesar de ser menor que do Parque Barigui, se mantém constante com as alterações de prefeitos. É possível perceber 7 trocas/disputas e 4 reaparições no local, com a predominância entre os usuários Bianca e William. O parque Barigui obteve um elevado valor de disputa de acordo com a Fórmula 1, se comparado a UTFPR, principalmente porque a média dos *check-ins* (que pode ser vista no eixo Y da Figura 10), é maior do que a de outros locais. Como exemplo de trocas de prefeitos sem reaparição pode-se citar a Taco Bell, que possui baixa quantidade de *check-ins* e os usuários não se motivaram a manter a prefeitura mesmo sendo fácil de adquirir o cargo, como pode ser observado na Figura 12.

Como já era de se esperar, as trocas, ou disputas são maiores do que as reaparições, pois para contabilizar uma reaparição deve haver no mínimo duas disputas para um usuário que perdeu a prefeitura retome o cargo.

A seguir são apresentados resultados referentes à dimensão espacial. A Figura 13 mostra a distribuição espacial dos 50 locais para as duas cidades com maiores valores de *Disp*, ou seja, locais que mais apresentaram disputa por prefeituras. Como é possível

---

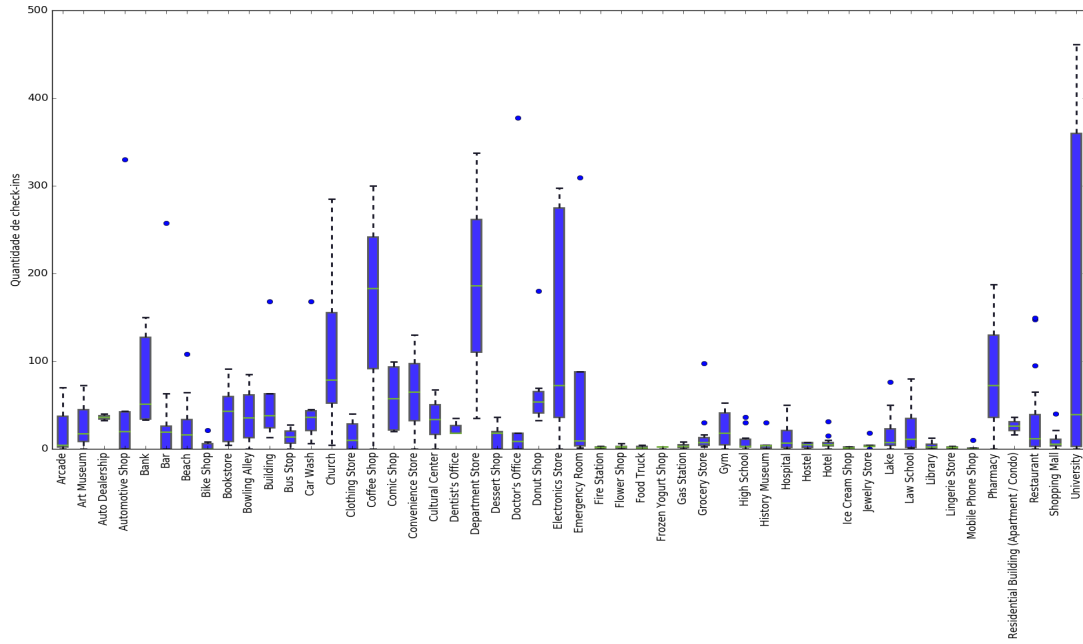
<sup>1</sup>[https://pt.wikipedia.org/wiki/Lista\\_de\\_parques\\_e\\_bosques\\_de\\_Curitiba](https://pt.wikipedia.org/wiki/Lista_de_parques_e_bosques_de_Curitiba)

perceber nas figuras, em Curitiba a maioria dos locais é mais próximo do centro da cidade, algumas das raras exceções podem ser parques e shoppings. Alguns são localizados em áreas distantes da área central da cidade e alguns deles são bastante populares entre os usuários. De qualquer forma, os locais com maior número de *check-ins* e as categorias mais disputadas estão na região central.

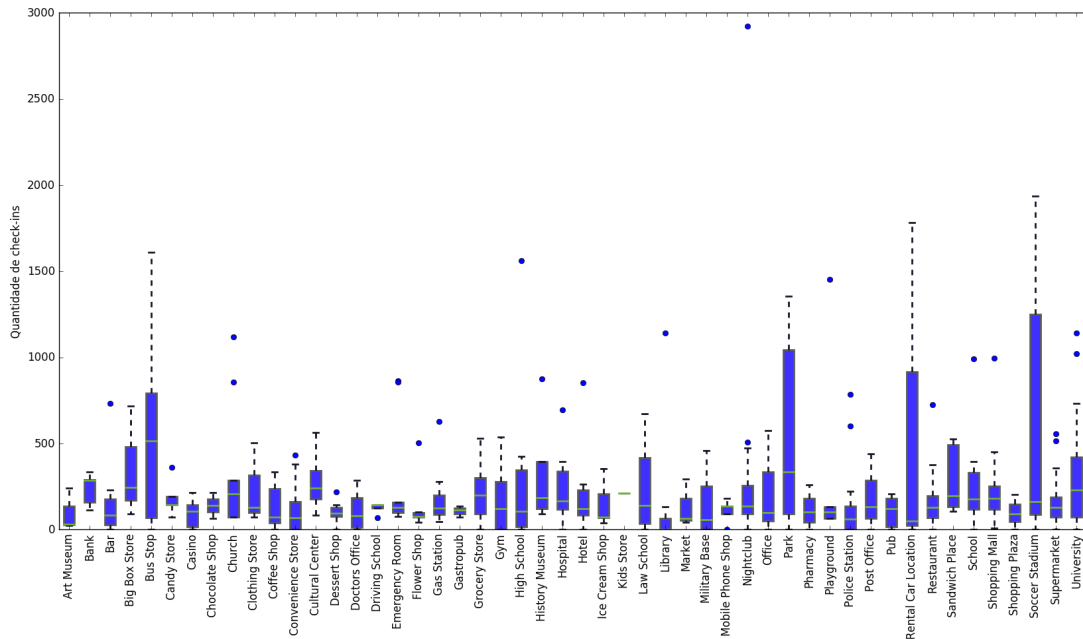
Essa distribuição mais centralizada dos locais mais disputados não é observada na mesma proporção na cidade americana. Nessa cidade existe uma tendência dos locais estarem situados perto da costa e ao norte da cidade, mas nessas áreas eles estão distribuídos de forma mais uniforme.

Foi notado que a distribuição dos locais mais disputados está nas áreas mais ricas das duas cidades. Esse pode ser outro fator que pode ajudar a explicar esse fenômeno, ou seja, podem ser locais que carregam implicitamente um prestígio por estarem associados a áreas nobres. A Figura 14 mostra a renda média de bairros de Curitiba (adaptado de gazetadopovo.com.br) e Chicago (adaptado de richblockspoorblocks.com.).

Figura 6 – *Boxplot* da distribuição do número de *check-ins* para os locais individuais das 50 categorias mais populares com relação ao número de *check-ins*.



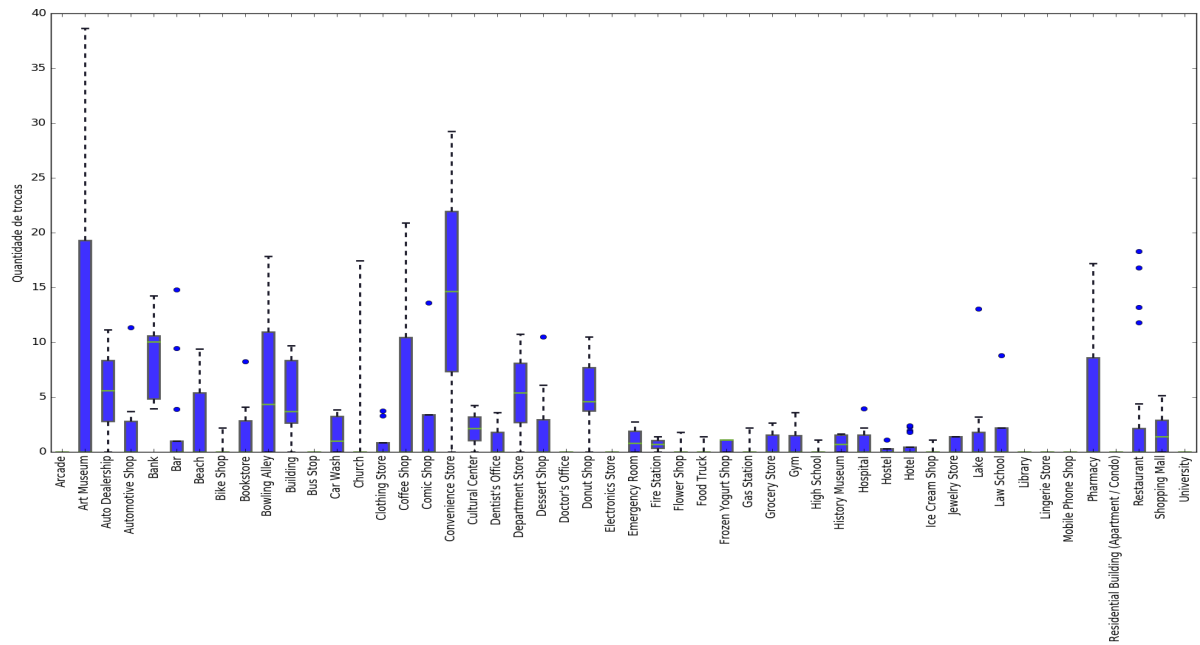
(a) Chicago



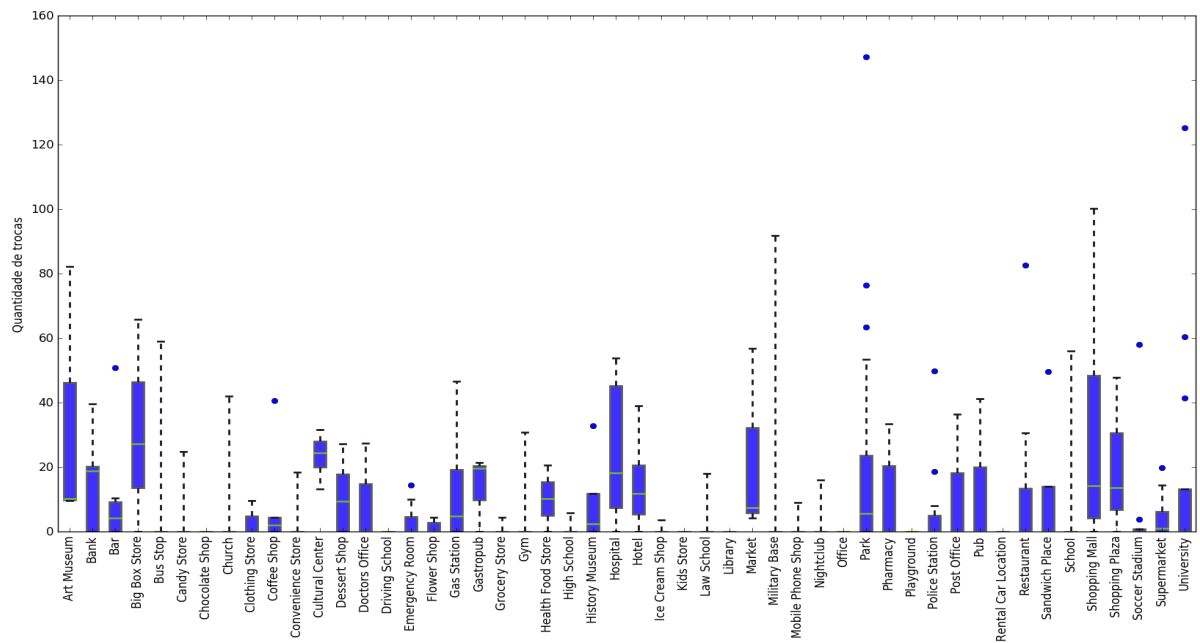
(b) Curitiba

Fonte: Autoria própria

Figura 7 – *Boxplot* com os valores de disputa agrupados por categoria.



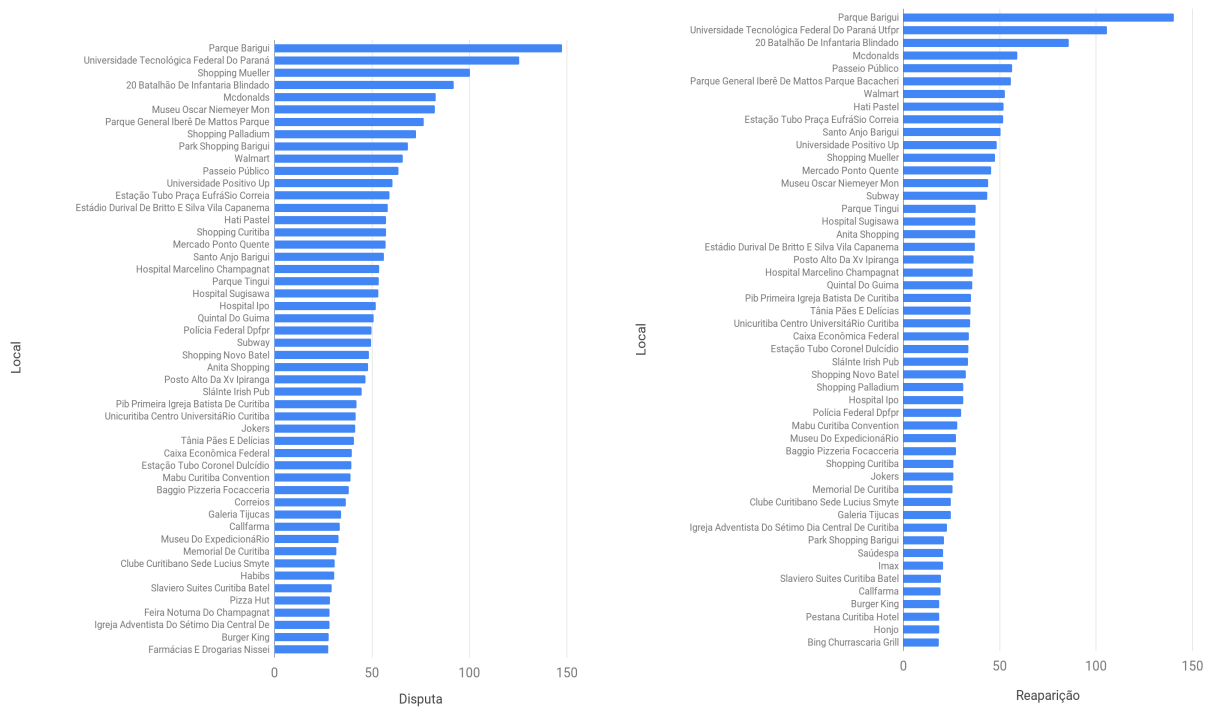
(a) Chicago



(b) Curitiba

Fonte: Autoria própria

Figura 8 – Ranking dos 50 locais mais disputados na cidade de Curitiba.

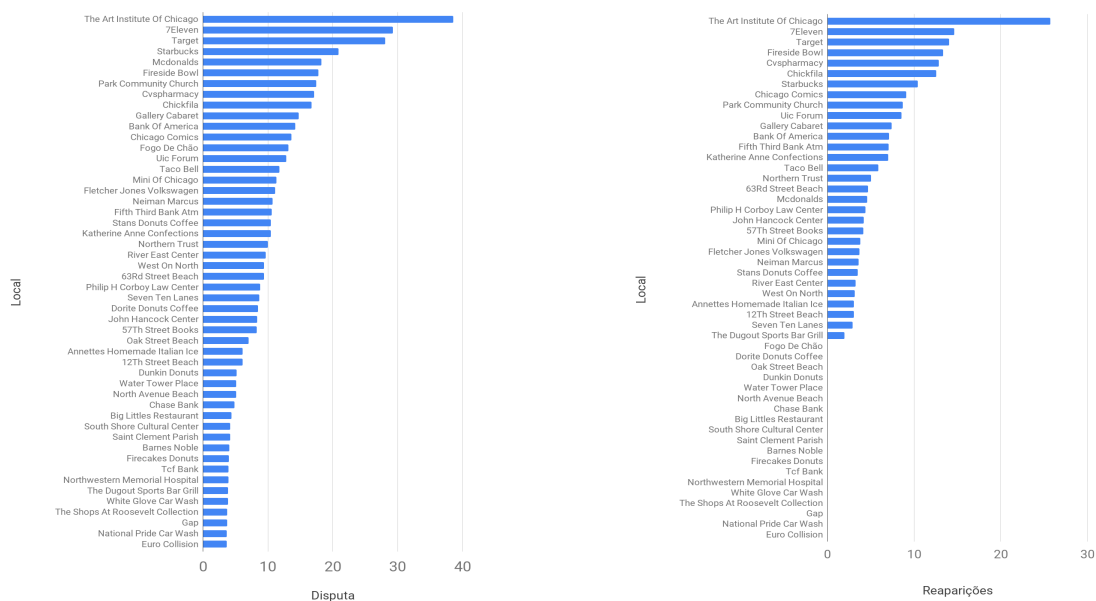


(a) Disputa em Curitiba

(b) Reparação em Curitiba

Fonte: Autoria própria

Figura 9 – Ranking dos 50 locais mais disputados na cidade de Chicago.

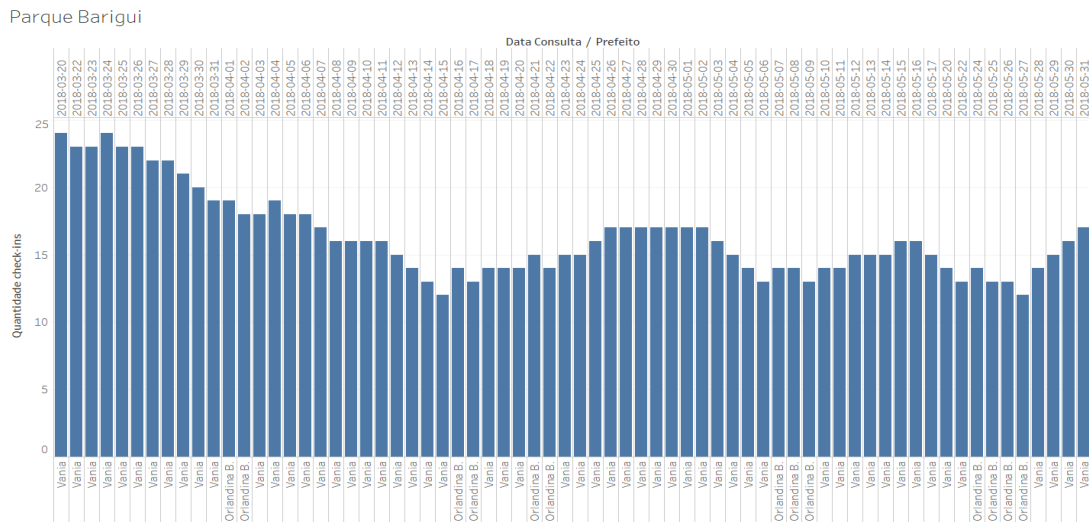


(a) Disputa em Chicago

(b) Reparação em Chicago

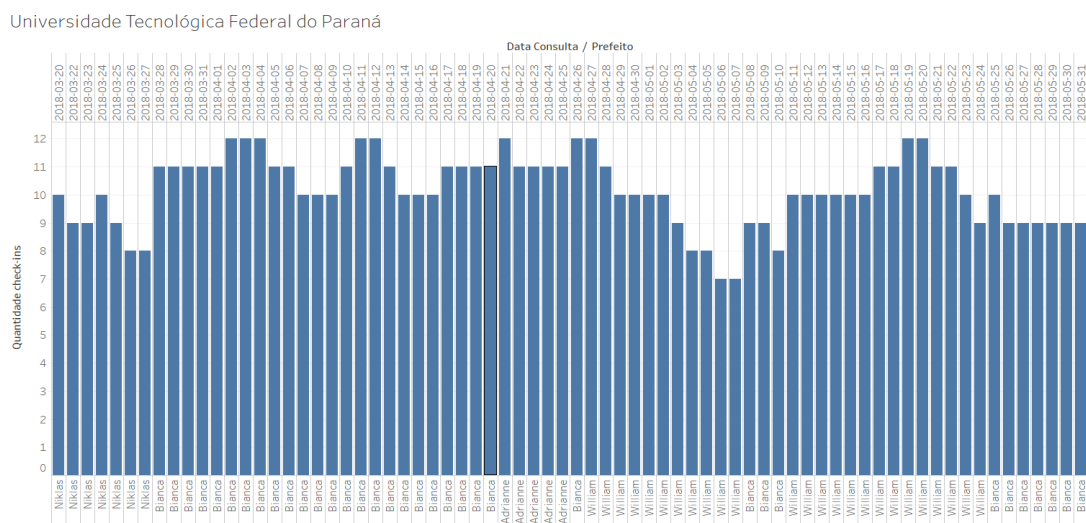
Fonte: Autoria própria

Figura 10 – Disputa pela prefeitura no Parque Barigui.

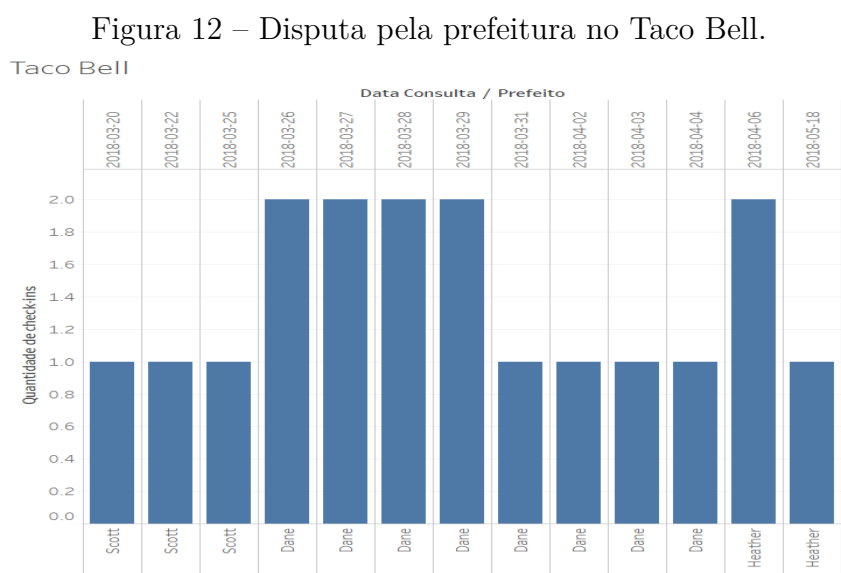


Fonte: Autoria própria

Figura 11 – Disputa pela prefeitura na UTFPR.



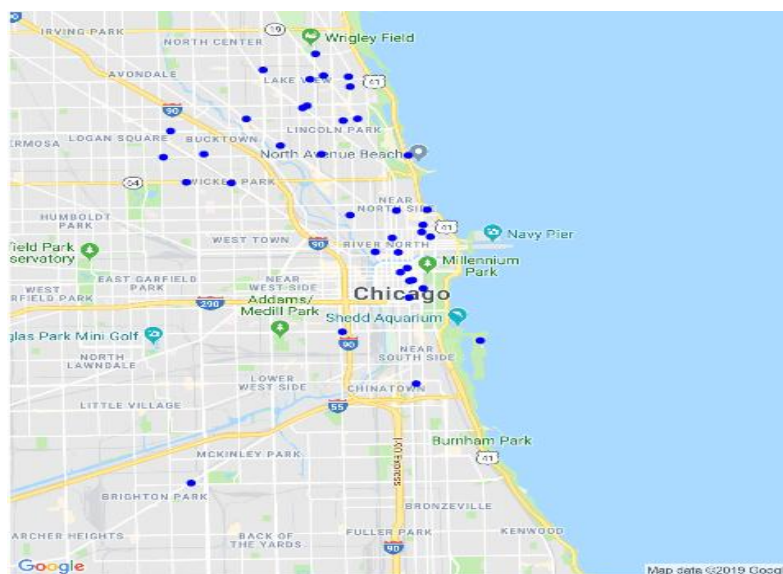
Fonte: Autoria própria



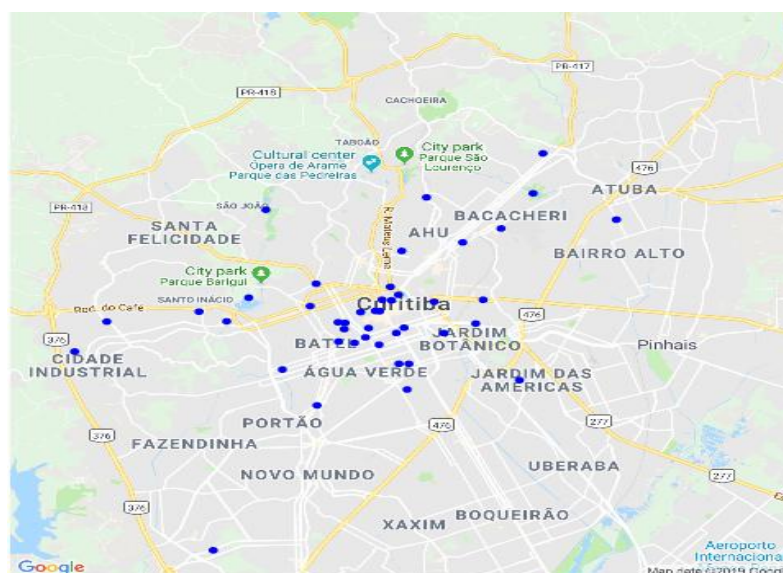
Fonte: Autoria própria



Figura 13 – Distribuição espacial dos 50 locais com maiores valores de  $Disp$ , que leva em consideração a disputa por prefeituras de locais.



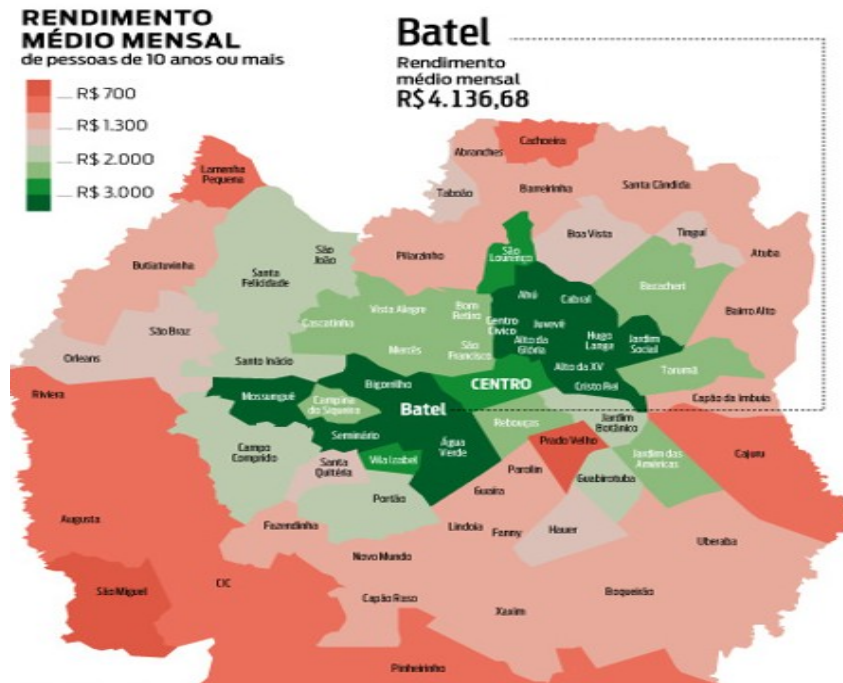
(a) Chicago



(b) Curitiba

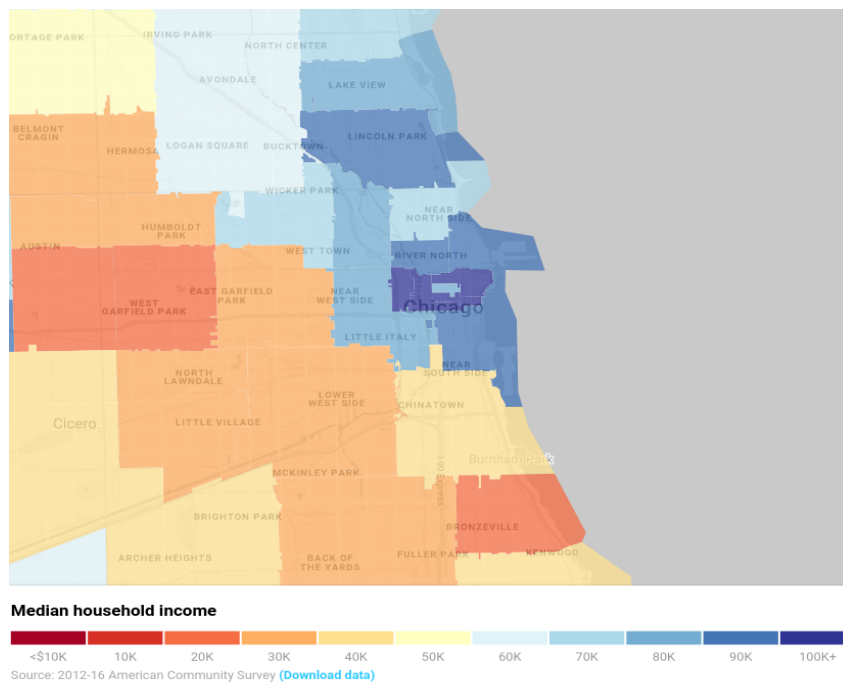
Fonte: Autoria própria

Figura 14 – Renda média por bairros.



(a) Curitiba

Fonte: Adaptado de gazetadopovo.com.br



(b) Chicago

Fonte: Adaptado de richblockspoorblocks.com

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O mecanismo de incentivo chamado prefeitura (*mayorship*) é um mecanismo importante do Foursquare-Swarm, pois leva os usuários a disputarem o cargo de prefeito, estimulando o uso do sistema. Entre as disputas e reaparições analisadas foram detectados alguns pontos em comum entre as cidades, como no caso do McDonald's, e também foram explicitadas várias diferenças, como a concentração geográfica dos *check-ins* e as possíveis categorias de preferência dos usuários de cada cidade.

Na disputa pela prefeitura, as duas cidades apresentaram disputas em locais de mesma categoria. Porém, houve disputas em categorias distintas, o que é importante para a caracterização da cidade e entendimento de seus indivíduos. Por exemplo, em Curitiba os locais mais disputados foram concentrados geograficamente na área central da cidade. Já em Chicago os locais foram concentrados na costa e ao norte, no entanto em apenas uma parte da cidade. Em ambos os casos, a distribuição dos locais mais disputados ocorreu em áreas nobres da cidade.

Os resultados que foram apresentados para cada cidade podem estar relacionados aos costumes da população, de acordo com a alimentação, lazer e rotina, por exemplo. Foram encontrados indícios que as motivações dos usuários para a realização de disputa são diferentes entre as duas cidades estudadas e podem ser culturalmente dependentes. Os resultados podem ser importantes para novos sistemas que desejem implementar um mecanismo similar, bem como para empresas que desejem analisar a aceitação de suas marcas pelos usuários, que podem estar em diferentes localidades ao redor do mundo.

O mecanismo de incentivo estudado foi eficiente para alguns locais e obteve resultados expressivos com relação a quantidade de *check-ins* que alguns locais obtiveram, pois a disputa pela prefeitura incentivou os usuários a realizarem mais *check-ins* para conquistar ou manter a prefeitura, e para isso usaram o aplicativo mais vezes.

O presente trabalho possui algumas possíveis limitações. A primeira é que os dados podem não refletir a população inteira das cidades estudadas. Outra limitação refere-se à real localização do *check-in*. Um usuário pode realizar um *check-in* em um local onde ele não está. Apesar de não existirem estudos que comprovem que isso comprometa os dados, um estudo para validar essa questão está fora do escopo deste trabalho.

Existem várias possibilidades de trabalho futuros. Dentre eles é possível citar a análise de mais cidades para determinar possíveis semelhanças e diferenças entre elas. Além disso, é interessante realizar um estudo para verificar a dependência cultural na motivação por disputa.

## Referências

- CRAMER, H.; ROST, M.; HOLMQUIST, L. E. Performing a check-in: Emerging practices, norms and 'conflicts' in location-sharing using foursquare. In: **Proceedings of the 13th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services**. New York, NY, USA: ACM, 2011. (MobileHCI '11), p. 57–66. ISBN 978-1-4503-0541-9. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2037373.2037384>>. Citado na página 16.
- LIN, S. et al. Understanding user activity patterns of the swarm app: A data-driven study. In: **Proceedings of the 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers**. New York, NY, USA: ACM, 2017. (UbiComp '17), p. 125–128. ISBN 978-1-4503-5190-4. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3123024.3123086>>. Citado na página 17.
- LINDQVIST, J. et al. I'm the mayor of my house: Examining why people use foursquare - a social-driven location sharing application. In: **Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems**. New York, NY, USA: ACM, 2011. (CHI '11), p. 2409–2418. ISBN 978-1-4503-0228-9. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1978942.1979295>>. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 16.
- NEVES, Y. C. B. et al. Study of google popularity times series for commercial establishments of curitiba and chicago. In: **Proceedings of the 22Nd Brazilian Symposium on Multimedia and the Web**. New York, NY, USA: ACM, 2016. (Webmedia '16), p. 303–310. ISBN 978-1-4503-4512-5. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2976796.2976862>>. Citado na página 15.
- PONTES, T. et al. We know where you live: Privacy characterization of foursquare behavior. In: **Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing**. New York, NY, USA: ACM, 2012. (UbiComp '12), p. 898–905. ISBN 978-1-4503-1224-0. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2370216.2370419>>. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 16.
- SANTOS, F. A. et al. Towards a sustainable people-centric sensing. In: **2017 IEEE International Conference on Communications (ICC)**. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–6. Citado 3 vezes nas páginas 12, 13 e 17.
- SILVA, T. H. et al. Users in the urban sensing process: challenges and research opportunities. **Pervasive Computing: Next Generation Platforms for Intelligent Data Collection, Academic Press**, p. 45–95, 2016. Citado na página 18.
- SILVA, T. H.; LOUREIRO, A. A. Computação urbana: Técnicas para o estudo de sociedades com redes de sensoriamento participativo. In: **Anais da XXXIV Jornada de Atualização em Informática**. [S.l.]: Sociedade Brasileira de Computação – SBC, 2015. v. 8329, p. 68–122. ISBN 978-85-88442-99-3. Citado na página 14.
- SILVA, T. H. et al. Revealing the city that we cannot see. **ACM Trans. Internet Technol.**, ACM, New York, NY, USA, v. 14, n. 4, p. 26:1–26:23, dez. 2014. ISSN 1533-5399. Citado na página 11.

---

SILVA, T. H. et al. Urban computing leveraging location-based social network data: A survey. **ACM Comput. Surv.**, ACM, v. 52, n. 1, p. 17:1–17:39, fev. 2019. ISSN 0360-0300. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3301284>>. Citado na página 11.

WANG, L. et al. The impact of gamification on word-of-mouth effectiveness: Evidence from foursquare. In: **Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences**. [S.l.: s.n.], 2017. Citado 3 vezes nas páginas 9, 15 e 16.